



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΔΥΤΙΚΗΣ ΑΤΤΙΚΗΣ
ΣΧΟΛΗ ΔΙΟΙΚΗΤΙΚΩΝ, ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΩΝ ΚΑΙ ΚΟΙΝΩΝΙΚΩΝ ΕΠΙΣΤΗΜΩΝ
ΤΜΗΜΑ ΔΙΟΙΚΗΣΗΣ ΕΠΙΧΕΙΡΗΣΕΩΝ
Πρόγραμμα Μεταπτυχιακών Σπουδών «MBA με Κατεύθυνση Διοίκηση»

A.M. : 20072

Όνοματεπώνυμο: Δημήτριος Μάστορας

Επιβλέπων Καθηγητής: Δημήτριος Καλλιβωκάς

*Προβλέψεις πωλήσεων με χρήση χρονοσειρών και εφαρμογή
σε πραγματικά εταιρικά δεδομένα.*

Αθήνα, 2022



UNIVERSITY OF WEST ATTICA
SCHOOL OF ADMINISTRATIVE, ECONOMICS AND SOCIAL SCIENCES
DEPARTMENT OF BUSINESS ADMINISTRATION
Postgraduate studies program «MBA in Management»

Registration Number. : 20072

Student name and surname: Dimitrios Mastoras

Supervisor name and surname: Dimitrios Kallivokas

**Sales forecasting using time series and application to real
company data.**

Αθήνα, 2022



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΔΥΤΙΚΗΣ ΑΤΤΙΚΗΣ

**ΣΧΟΛΗ ΔΙΟΙΚΗΤΙΚΩΝ, ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΩΝ ΚΑΙ ΚΟΙΝΩΝΙΚΩΝ
ΕΠΙΣΤΗΜΩΝ**

ΤΜΗΜΑ ΔΙΟΙΚΗΣΗΣ ΕΠΙΧΕΙΡΗΣΕΩΝ

MBA με κατεύθυνση Διοίκηση

Τίτλος εργασίας:

**Προβλέψεις πωλήσεων με χρήση χρονοσειρών και εφαρμογή σε πραγματικά
εταιρικά δεδομένα.**

Μέλη Εξεταστικής Επιτροπής συμπεριλαμβανομένου και του Εισηγητή

Η μεταπτυχιακή διπλωματική εργασία εξετάστηκε επιτυχώς από την κάτωθι Εξεταστική
Επιτροπή:

α/α	ΟΝΟΜΑΤΕΠΩΝΥΜΟ	ΒΑΘΜΙΔΑ	ΨΗΦΙΑΚΗ ΥΠΟΓΡΑΦΗ
1	ΔΗΜΗΤΡΙΟΣ ΚΑΛΛΙΒΩΚΑΣ	ΛΕΚΤΟΡΑΣ	
2	ΓΡΗΓΟΡΙΟΣ ΓΚΙΚΑΣ	ΚΑΘΗΓΗΤΗΣ	
3	ΑΛΕΞΑΝΔΡΟΣ ΣΑΧΙΝΙΔΗΣ	ΚΑΘΗΓΗΤΗΣ	

ΔΗΛΩΣΗ ΣΥΓΓΡΑΦΕΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ

Ο κάτωθι υπογεγραμμένος Δημήτριος Μάστορας του Αλεξάνδρου, με αριθμό μητρώου 20072 φοιτητής του Προγράμματος Μεταπτυχιακών Σπουδών Master of Business Administration του Τμήματος Διοίκησης Επιχειρήσεων της Σχολής Διοικητικών, Οικονομικών και Κοινωνικών Επιστημών του Πανεπιστημίου Δυτικής Αττικής, δηλώνω ότι:

«Είμαι συγγραφέας αυτής της μεταπτυχιακής εργασίας και ότι κάθε βοήθεια την οποία είχα για την προετοιμασία της, είναι πλήρως αναγνωρισμένη και αναφέρεται στην εργασία. Επίσης, οι όποιες πηγές από τις οποίες έκανα χρήση δεδομένων, ιδεών ή λέξεων, είτε ακριβώς είτε παραφρασμένες, αναφέρονται στο σύνολό τους, με πλήρη αναφορά στους συγγραφείς, τον εκδοτικό οίκο ή το περιοδικό, συμπεριλαμβανομένων και των πηγών που ενδεχομένως χρησιμοποιήθηκαν από το διαδίκτυο. Επίσης, βεβαιώνω ότι αυτή η εργασία έχει συγγραφεί από μένα αποκλειστικά και αποτελεί προϊόν πνευματικής ιδιοκτησίας τόσο δικής μου, όσο και του Ιδρύματος.

Παράβαση της ανωτέρω ακαδημαϊκής μου ευθύνης αποτελεί ουσιώδη λόγο για την ανάκληση του πτυχίου μου».

Ο Δηλών



Δημήτριος
Μάστορας

Αθήνα, 21/2/2023

Ο επιβλέπων

Ψηφιακή Υπογραφή Επιβλέποντα
(Υπογραφή)

Οι προβλέψεις είναι πολύ δύσκολες, ιδίως όταν αφορούν το μέλλον.

Niels Bohr (Νόμπελ φυσικής, 1922)

Η μόνη χρησιμότητα των οικονομικών προβλέψεων είναι να κάνουν την αστρολογία να δείχνει ευπόληπτη.

Ezra Solomon (οικονομολόγος)

Πρόλογος - Ευχαριστίες

Η παρούσα Διπλωματική Εργασία εκπονήθηκε κατά την θερινή περίοδο του Ακαδημαϊκού Έτους 2021 - 2022, στα πλαίσια του Προγράμματος Μεταπτυχιακών Σπουδών «MBA με Κατεύθυνση Διοίκηση» του Πανεπιστημίου Δυτικής Αττικής. Η εργασία πραγματοποιήθηκε υπό την επίβλεψη του κ. Δημήτριου Καλλιβωκά, Καθηγητή του Τμήματος διοίκησης επιχειρήσεων. Αντικείμενο της εργασίας αποτελεί η πρόβλεψη πωλήσεων με χρήση χρονοσειρών, με εφαρμογή σε πραγματικά εταιρικά δεδομένα. Επίσης θα εξεταστεί αν στη συγκεκριμένη περίπτωση θα εξαχθούν καλύτερα αποτελέσματα στις προβλέψεις μας αν χρησιμοποιηθεί περίοδος διμήνου ή τριμήνου αντί για τη συνηθισμένη μηνιαία περίοδο. Τελικός στόχος, εφ' όσον τα αποτελέσματα κριθούν ικανοποιητικά, είναι να δοθεί στους υπεύθυνους πωλήσεων της εταιρείας ένα εργαλείο στηριγμένο στο πρόγραμμα Excel, όσο το δυνατόν πιο απλό στη χρήση, για να δίνει μια βάση προβλέψεων των πωλήσεων της επόμενης χρονιάς.

Στο σημείο αυτό, θα ήθελα να ευχαριστήσω όλους όσους συνέβαλαν στην εκπόνηση της διπλωματικής μου εργασίας. Οφείλω να εκφράσω τις θερμές μου ευχαριστίες, προς τον επιβλέποντα της εργασίας, Καθηγητή κ. Καλλιβωκά, για την καθοδήγησή του, και την πολύτιμη βοήθεια που προσέφερε σε κάθε στάδιο εκπόνησης της εργασίας. Επίσης, τον συνάδελφο κ. Γεώργιο Κασσιμάτη, για την καθοδήγηση του σχετικά με το τεχνικό μέρος της εργασίας. Επίσης, θα ήθελα να ευχαριστήσω τον διευθυντή του τμήματος μηχανογράφησης της εταιρείας, κ. Παναγιώτη Δρόσο για την παροχή στοιχείων απαραίτητων στην εκπόνηση της παρούσας διπλωματικής εργασίας. Τέλος, ευχαριστώ θερμά την οικογένειά μου, για την κατανόηση που έδειξε ολόκληρη την περίοδο εκπόνησης της εργασίας.

Περίληψη – λέξεις κλειδιά στα ελληνικά

Σκοπός της παρούσας εργασίας είναι να εξετάσει τις προβλέψεις με χρονοσειρές με τη βοήθεια λογισμικού υπολογιστικών φύλλων. Στην εργασία θα χρησιμοποιηθεί τέτοιο λογισμικό με στόχο να διαπιστωθεί η χρησιμότητά του στην πρόβλεψη πωλήσεων. Επίσης, θα διερευνηθεί το πως είναι δυνατόν να επιτευχθεί μεγαλύτερη ακρίβεια στις προβλέψεις σε σχέση με το χρονικό διάστημα πρόβλεψης. Πιο συγκεκριμένα, θα ερευνηθεί αν και κατά πόσο οι προβλέψεις μπορούν να γίνουν ακριβέστερες εάν υπολογιστούν σε διάστημα διμήνου και τριμήνου, αντί για τη συνηθισμένη μηνιαία πρόβλεψη.

Λέξεις κλειδιά: Προβλέψεις, Excel, εκθετική εξομάλυνση, μέθοδος Holt – Winters, εποχικότητα, τάση, παλινδρόμηση, χρονοσειρές

Περίληψη – λέξεις κλειδιά στα αγγλικά (Abstract)

The purpose of this thesis is to examine time series forecasting, using spreadsheet software. In this project, spreadsheet software will be used to determine its value in sales forecasts. Additionally, a way to achieve greater accuracy in forecasting, depending on the time of the forecast, will be determined. More specifically, if forecasts can become more accurate when they are calculated within the span of two or three months, instead of the usual monthly prediction.

Keywords: Forecasting, Excel, exponential smoothing, Holt-Winters method, seasonality, trend, regression, time series

Περιεχόμενα

Πρόλογος - Ευχαριστίες	3
Περίληψη – λέξεις κλειδιά στα ελληνικά	4
Περίληψη – λέξεις κλειδιά στα αγγλικά (Abstract).....	5
Περιεχόμενα	7
Κατάλογος εικόνων - πινάκων.....	10
Συνοπτεύσεις.....	11
Εισαγωγή.....	13
Θεωρητική επισκόπηση.....	16
Χρονοσειρές.....	16
Διαδικασίες εξόρυξης δεδομένων για προβλέψεις.....	19
<i>Δημιουργία δεδομένων χρονοσειρών</i>	19
<i>Προετοιμασία των δεδομένων</i>	20
Λογισμικά προβλέψεων.....	20
Μοντέλα πρόβλεψης.....	21
<i>Τα βήματα για τη δημιουργία μοντέλου πρόβλεψων</i>	21
<i>Κριτήρια επιλογής μοντέλου πρόβλεψης</i>	23
<i>Εμπειρικά μοντέλα</i>	24
Η μέθοδος των Δελφών (Delphi method).....	25
Η κατ' αναλογία πρόβλεψη.....	25
Πρόβλεψη Σεναρίων.....	25
<i>Μοντέλα παλινδρόμησης</i>	26
Γραμμική παλινδρόμηση.....	26
Μη γραμμική παλινδρόμηση.....	27
<i>Μοντέλα πρόβλεψης σε χρονοσειρές</i>	28
Αφελής πρόβλεψη.....	28
Μέθοδος του κινούμενου μέσου.....	28
Σταθμικός κινητός μέσος.....	29
Εκθετική εξομάλυνση.....	29
Εκθετική εξομάλυνση με συνυπολογισμό της τάσης (μέθοδος Holt).....	30
Περιπτώσεις με εποχικές διακυμάνσεις.....	31
<i>Μοντέλα ARIMA</i>	32
<i>Αξιολόγηση μοντέλων πρόβλεψης</i>	33
Μελέτη περίπτωσης	35

Η εταιρεία.....	35
<i>Ιστορία.....</i>	35
<i>Προϊόντα.....</i>	35
<i>Εποχικότητα των προϊόντων.....</i>	35
Μεθοδολογία προβλέψεων.....	38
<i>Περιγραφή του εργαλείου.....</i>	40
Προβλέψεις για διάφορες ομάδες προϊόντων.....	43
Τα προϊόντα KRAVE.....	43
Πρόβλεψη πωλήσεων έτους 2020.....	44
Μηνιαίοι δείκτες εποχικότητας.....	45
Διμηνιαίοι δείκτες εποχικότητας.....	46
Τριμηνιαίοι δείκτες εποχικότητας.....	49
Σύγκριση των μεθόδων.....	52
Τα προϊόντα SHAPE.....	53
Πρόβλεψη πωλήσεων έτους 2020.....	53
Μηνιαίοι δείκτες εποχικότητας.....	53
Διμηνιαίοι δείκτες εποχικότητας.....	56
Τριμηνιαίοι δείκτες εποχικότητας.....	59
Σύγκριση των μεθόδων.....	62
Τα προϊόντα V8 Tetrapack.....	63
Πρόβλεψη πωλήσεων έτους 2020.....	63
Μηνιαίοι δείκτες εποχικότητας.....	64
Διμηνιαίοι δείκτες εποχικότητας.....	66
Τριμηνιαίοι δείκτες εποχικότητας.....	68
Σύγκριση των μεθόδων.....	70
Συμπεράσματα – προτάσεις.....	71
Παράρτημα 1.....	75
Οδηγίες χρήσης του αρχείου Excel.....	75
Φύλλο «Πρόβλεψη επόμενου έτους».....	75
Υπόλοιπα φύλλα.....	76
Βιβλιογραφία.....	79

Κατάλογος εικόνων - πινάκων

Εικόνα 1: Αριστερά, η εξέλιξη της τιμής της μετοχής της Google και δεξιά η ημερήσια εξέλιξη. (Hyndman & Athanasopoulos, 2013)	18
Εικόνα 2: Παράδειγμα απλής γραμμικής συσχέτισης (Hyndman & Athanasopoulos, 2013).....	26
Εικόνα 3: Οι ημερομηνίες έναρξης της σαρακοστής για τα έτη 2010 - 2022	36
Εικόνα 4: Επάνω, η ανά μήνα διακύμανση των προϊόντων Kellogg's Krave όταν η σαρακοστή ξεκινάει μέσα στο Φεβρουάριο και κάτω η διακύμανση των ίδιων προϊόντων όταν η σαρακοστή ξεκινάει το Μάρτιο.	37
Εικόνα 5: Το μοντέλο δεδομένων.....	39
Εικόνα 6: Οι ιεραρχίες του μοντέλου	39
Εικόνα 7: Πωλήσεις προϊόντων KRAVE από 2010-2029.....	43
Εικόνα 8: Πρόβλεψη πωλήσεων προϊόντων KRAVE με τη μέθοδο Holt.....	44
Εικόνα 9: Γράφημα της πρόβλεψη πωλήσεων KRAVE για το έτος 2020 με τη μέθοδο Holt.....	44
Εικόνα 10: Πωλήσεις προϊόντων KRAVE ανά μήνα για τα έτη 2010-2020.	45
Εικόνα 11: Μηνιαίοι δείκτες.....	45
Εικόνα 12: Δεδομένα πωλήσεων μετά τη χρήση των εποχικών δεικτών.....	45
Εικόνα 13: Γράφημα των δεδομένων μετά τη χρήση των μηνιαίων δεικτών εποχικότητας.	46
Εικόνα 14: Μηνιαίες προβλέψεις για το έτος 2020 και σύγκριση με τα πραγματικά δεδομένα.....	46
Εικόνα 15: Πωλήσεις προϊόντων KRAVE ανά δίμηνο για τις περιόδους 2010-2020.	47
Εικόνα 16: Διμηνιαίοι δείκτες εποχικότητας για τα προϊόντα KRAVE.	47
Εικόνα 17: Διμηνιαία δεδομένα μετά τη χρήση των δεικτών εποχικότητας.	47
Εικόνα 18: Πωλήσεις KRAVE ανά δίμηνο. Επάνω τα δεδομένα χωρίς επεξεργασία και κάτω, μετά τη χρήση των δεικτών εποχικότητας	48
Εικόνα 19: Σύνοψη διμηνιαίων προβλέψεων KRAVE για το έτος 2020.	49
Εικόνα 20: Πωλήσεις προϊόντων KRAVE ανά τρίμηνο για τα έτη 2010-2020.....	49
Εικόνα 21: Τριμηνιαίοι δείκτες εποχικότητας.	50
Εικόνα 22: Πωλήσεις ανά τρίμηνο, μετά τη χρήση των δεικτών εποχικότητας.	50
Εικόνα 23: Γραμμή τάσης προϊόντων KRAVE. Επάνω, τα καθαρά δεδομένα, και κάτω μετά τη χρήση των τριμηνιαίων δεικτών εποχικότητας.	51
Εικόνα 24: Σύγκριση των προβλέψεων για τριμηνιαίους εποχικούς δείκτες.	52
Εικόνα 25: Σύνοψη μεθόδων για τα προϊόντα KRAVE.....	52
Εικόνα 26: Πρόβλεψη πωλήσεων για τα SHAPE για το έτος 2020.	53
Εικόνα 27: Πωλήσεις των προϊόντων SHAPE για τα έτη 2010-2020.	54
Εικόνα 28: Δείκτες μηνιαίας εποχικότητας για τα προϊόντα SHAPE.	54
Εικόνα 29: Μηνιαίες πωλήσεις SHAPE μετά τη χρήση των δεικτών εποχικότητας.	54
Εικόνα 30: Μηνιαίες πωλήσεις SHAPE για τα έτη 2010-2019.	55
Εικόνα 31: Σύνοψη προβλέψεων για τα προϊόντα SHAPE για το έτος 2020.	56
Εικόνα 32: Πωλήσεις SHAPE ανά δίμηνο.....	56
Εικόνα 33: Δείκτες εποχικότητας για δίμηνο για τα προϊόντα SHAPE.....	56
Εικόνα 34: Πωλήσεις προϊόντων SHAPE μετά τη χρήση των δεικτών εποχικότητας.	57
Εικόνα 35: Επάνω οι πωλήσεις SHAPE όπως είναι, και κάτω μετά την επεξεργασία τους.	58
Εικόνα 36: Σύνοψη προβλέψεων για τα προϊόντα SHAPE για δίμηνα.	59
Εικόνα 37: Πωλήσεις ανά τρίμηνο των προϊόντων SHAPE.	59
Εικόνα 38: Εποχικοί δείκτες τριμήνου για τα προϊόντα SHAPE.....	60
Εικόνα 39: Δεδομένα των τριμήνων 2010-2019 μετά τη χρήση των εποχικών δεικτών.....	60
Εικόνα 40: Πωλήσεις τριμήνων από 2010 - 2019. Επάνω, τα καθαρά δεδομένα και κάτω τα δεδομένα μετά τη χρήση των δεικτών εποχικότητας.	61
Εικόνα 41: Σύνοψη προβλέψεων τριμήνων 2020.	62
Εικόνα 42: Σύνοψη μεθόδων για τα προϊόντα SHAPE.....	62
Εικόνα 43: Μηνιαίες πωλήσεις V8 Tetrapack	63

Εικόνα 44: Πρόβλεψη πωλήσεων V8 Tetrapack για το έτος 2020	64
Εικόνα 45: Πωλήσεις V8 Tetrapack ανά μήνα.....	64
Εικόνα 46: Μηνιαίοι δείκτες εποχικότητας για τα V8 Tetrapack	64
Εικόνα 47: Μετατροπή των πωλήσεων των V8 Tetrapack μετά τη χρήση των δεικτών εποχικότητας .	65
Εικόνα 48: Γράφημα των πωλήσεων V8 Tetrapack μετά τη χρήση των δεικτών εποχικότητας	65
Εικόνα 49: Προβλέψεις πωλήσεων των V8 Tetrapack για το έτος 2020.....	65
Εικόνα 50: Πωλήσεις των V8 Tetrapack για τα έτη 2010 - 2020 ανά δίμηνο	66
Εικόνα 51: Υπολογισμός διμηνιαίων ετών εποχικότητας για τα V8 Tetrapack	66
Εικόνα 52: Τα δεδομένα πωλήσεων των V8 Tetrapack μετά τη χρήση των δεικτών εποχικότητας.....	66
Εικόνα 53: Γραφήματα των πωλήσεων V8 Tetrapack ανά δίμηνο. Επάνω τα καθαρά δεδομένα και κάτω μετά τη χρήση των δεικτών εποχικότητας.	67
Εικόνα 54: Σύνοψη προβλέψεων πωλήσεων V8 Tetrapack ανά δίμηνο για το 2020	67
Εικόνα 55: Πωλήσεις V8 Tetrapack ανά τρίμηνο για τα έτη 2010 - 2020	68
Εικόνα 56: Τριμηνιαίοι δείκτες εποχικότητας για τα V8 Tetrapack	68
Εικόνα 57: Μετατροπή των δεδομένων τριμηνιαίων πωλήσεων V8 Tetrapack μετά τη χρήση των δεικτών εποχικότητας	68
Εικόνα 58: Πωλήσεις V8 Tetrapack πριν και μετά τη χρήση των τριμηνιαίων δεικτών εποχικότητας ...	69
Εικόνα 59: Προβλέψεις τριμήνων V8 Tetrapack για το έτος 2020.....	69
Εικόνα 60: Σύνοψη μεθόδων για τα προϊόντα V8 Tetrapack	70
Εικόνα 61: Επεξηγήσεις πρώτου φύλλου Excel.....	75
Εικόνα 62: Φύλλο Excel με υπολογισμούς προβλέψεων	78

Συνομεύσεις

ΠΚΧ	Προ κοινής χρονολόγησης
KX	Κοινής χρονολόγησης
ARMA	AutoRegressive Moving Average
ARIMA	AutoRegressive Integrated Moving Average
ARCH	AutoRegressive Conditional Heteroscedasticity
GARCH	Generalized AutoRegressive Conditional Heteroscedasticity
AIC	Akaike Information Criterion
BIC	Bayes Information Criterion
MSE	Mean Square Error
RMSE	Root of MSE
nRMSE	Normalized RMSE

Εισαγωγή

Η επιθυμία του ανθρώπου να προβλέψει το μέλλον, χρονολογείται από την αυγή της ύπαρξής του. Από τους πρώτους οίονοσκόπους στην πόλη Μάρι της Συρίας τη δεύτερη χιλιετία ΠΚΧ και τα μαντεία της θεάς-κόμπρας Ουατζέτ στην Αίγυπτο, μέχρι την Πυθία του Μαντείου των Δελφών στην κλασσική Ελλάδα, και τις σημερινές κυρίες με το κληρονομικό χάρισμα, η ικανότητα της σωστής πρόβλεψης θεωρείτο θεϊκό δώρο – παρ' όλο που για αρκετά μεγάλο χρονικό διάστημα συγκαταλέγετο στις εγκληματικές δραστηριότητες. Το 357 ΚΧ, ο αυτοκράτορας Κωνσταντίνος ο Μέγας, εξέδωσε διάταγμα με το οποίο απαγόρευε *«κάθε συναλλαγή με οίονοσκόπο, μαθηματικό ή μάντη ... Είθε η περιέργεια για την πρόβλεψη του μέλλοντος να εκλείψει για πάντα»*. Ακόμα και στο σχετικά κοντινό μας 1736, στη Μεγάλη Βρετανία, το να πληρώνεσαι για να κάνεις προβλέψεις, τιμωρείτο με τρίμηνη φυλάκιση και καταναγκαστικά έργα. (Hyndman & Athanasopoulos, *Forecasting: Principles and Practice*, 2013)

Και ενώ οι σωστές προβλέψεις, μπορεί να φαντάζονται σαν κάτι το μαγικό, οι λανθασμένες, μπορεί να οδηγήσουν σε καταστροφές. Για παράδειγμα:

«Τα παιδιά, δεν νοιάζονται πλέον για μάγους και μάγισσες»
(1996 - απορριπτική επιστολή ενός εκδότη προς την J.K. Rowling για το πρώτο βιβλίο του Harry Potter).

«Θα κάνεις γεώτρηση για να βρεις πετρέλαιο; Είσαι τρελός;»
(1859 - συνεργάτες του Edwin L. Drake, όταν απέρριπταν την ιδέα του να κάνει γεωτρήσεις για να βρει πετρέλαιο).

«Δεν υπάρχει λόγος να αγοράσει κάποιος υπολογιστή για το σπίτι του»
(1977 - Ken Olsen, CEO της εταιρείας DEC, τρία χρόνια πριν η IBM εισάγει στην αγορά τον πρώτο προσωπικό υπολογιστή).

Δεν πρέπει λοιπόν να μας παραξενεύει το γεγονός ότι η DEC δεν υπάρχει πια. Η πρόβλεψη είναι μια πολύ δύσκολη δουλειά και όσον αφορά τον κόσμο των επιχειρήσεων, που μας ενδιαφέρει, αυτοί που θα την κάνουν σωστά, θα έχουν

πλεονέκτημα έναντι των ανταγωνιστών τους. (Hyndman & Athanasopoulos, *Forecasting: Principles and Practice*, 2013)

Οι προβλέψεις έχουν περιγραφεί ως «η τέχνη του να λες τι θα συμβεί και μετά να εξηγείς γιατί δε συνέβη». Φυσικά, ισχύει και το αντίστροφο, να λες δηλαδή ότι κάτι δε θα συμβεί και τελικά να εξηγείς γιατί συνέβη. Είναι βέβαιο ότι το να βασίζεται κανείς τις προβλέψεις του σε παρελθόντα γεγονότα, είναι συνταγή αποτυχίας. Παρ' όλα αυτά, οι προβλέψεις γίνονται με αυτόν ακριβώς τον τρόπο. Ευτυχώς όμως, υπάρχουν τρόποι που μειώνουν την αβεβαιότητα και αυξάνουν την ακρίβεια της πρόβλεψης· προηγουμένως όμως, θα πρέπει να δεχτούμε το γεγονός ότι όσο μεγαλύτερος είναι ο χρονικός ορίζοντας της πρόβλεψης, τόσο θα μεγαλώνει η αβεβαιότητα. (Gilliland, Tashman, & Sglavo, 2015)

Η πρώτη εφαρμογή αυτοπαλινδρομικού μοντέλου, ξεκίνησε με τις εργασίες των G.U. Yule και J. Walker στις δεκαετίες του 1920 και 1930. Τότε περίπου, εισήχθη και η διαδικασία του κινητού μέσου για να εξαλειφθούν οι περιοδικές διακυμάνσεις των χρονοσειρών, όπως πχ οι διακυμάνσεις λόγω εποχικότητας. Ο Herman Wold εισήγαγε το μοντέλο ARMA (AutoRegressive Moving Average) για τις στατικές χρονοσειρές, αλλά δεν κατάφερε να βρει μια συνάρτηση πιθανότητας για να εκτιμήσει τη μέγιστη πιθανοφάνεια (Maximum Likelihood) των παραμέτρων.

Η μέθοδος της εκθετικής εξομάλυνσης, αναπτύχθηκε από τους Robert Brown και Charles Holt στις αρχές της δεκαετίας του 1960, ενώ η μέθοδος προβλέψεων που πρότειναν, η οποία δείχνει την τάση και την εποχικότητα, ονομάζεται και μέθοδος Holt-Winters.

Στα μέσα της δεκαετίας του 1960, οι G.E.P. Box και G.M. Jenkins στο κλασσικό βιβλίο τους «Time Series Analysis» παρουσίασαν μια κατηγορία μοντέλων που ονομάζονται ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average) τα οποία είναι γενίκευση των μοντέλων ARMA.

Με την πάροδο των ετών σημειώθηκε έκρηξη εναλλακτικών μεθόδων, όπως η δομική μοντελοποίηση, η Μπαγεσιανή πρόβλεψη, αλλά και μέθοδοι που βασίζονται σε μη γραμμικά παραμετροποιήσιμα μοντέλα με μη σταθερή διακύμανση, κυρίως τα ARCH (AutoRegressive Conditional Heteroscedasticity) και GARCH (G = Generalized). Αυτά τα μοντέλα έχουν αποδειχθεί πολύ χρήσιμα για τις εφαρμογές των χρονοσειρών στο πεδίο της Οικονομίας. Η ανακάλυψή τους, καθώς και η

ανάπτυξη μοντέλου διόρθωσης λαθών, απέφερε στους C.W.J Granger και R.F. Eagle, το Νόμπελ Οικονομίας το 2003. (Stockholm University, Department of Statistics, 2017)

Στην παρούσα εργασία θα εξεταστούν κάποιες μέθοδοι πρόβλεψης πωλήσεων και θα γίνει εφαρμογή τους στα δεδομένα της εταιρείας Ατλάντα Α.Ε.

Θεωρητική επισκόπηση

Προκειμένου να ξεκινήσει οποιαδήποτε διαδικασία πρόβλεψης, χρειάζεται πρώτα απ' όλα η πληροφορία ή αλλιώς τα δεδομένα. Το πρώτο πρόβλημα που πρέπει να επιλυθεί είναι η συλλογή των δεδομένων. Αυτά, μπορούν είτε να συλλεχθούν από δευτερογενείς πηγές είτε από τον ίδιο τον ενδιαφερόμενο. Εάν τα δεδομένα είναι σχετικά μικρού όγκου σε σχέση με τη διαθέσιμη υπολογιστική ισχύ, τότε μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε όλη τους την έκταση, αλλιώς θα πρέπει να συλλεχθεί δείγμα. Σε κάθε περίπτωση όμως, είτε χρησιμοποιηθούν όλα τα διαθέσιμα δεδομένα, είτε κάποιο δείγμα που συνελέγη με την ενδεδειγμένη μέθοδο δειγματοληψίας, τα συμπεράσματα που θα προκύψουν θα πρέπει να είναι συμφωνούν μεταξύ τους.

Χρονοσειρές

Χρονοσειρά ή χρονολογική σειρά (time series) είναι η σειρά των τιμών που λαμβάνει μια μεταβλητή σε διαδοχικές χρονικές στιγμές ή περιόδους. Εναλλακτικά, είναι μια οικογένεια τυχαίων μεταβλητών x_t , με $t \in T$, όπου T είναι μια χρονική περίοδος ή υποσύνολο του χρόνου. Ανάλογα με το αν το T είναι συνεχές ή διακριτό, η χρονοσειρά χαρακτηρίζεται αντίστοιχα.

Από στατιστική άποψη, οι χρονοσειρές θεωρούνται καταγραφές μιας στοχαστικής διαδικασίας¹ με παράμετρο το χρόνο. Το χαρακτηριστικό γνώρισμα της χρονοσειράς είναι αυτό της χρονικής εξάρτησης: η κατανομή μιας παρατήρησης σε ένα συγκεκριμένο χρονικό σημείο εξαρτάται από το αποτέλεσμα των προηγούμενων παρατηρήσεων· τα αποτελέσματα δηλαδή, δεν είναι ανεξάρτητα. Βασική υπόθεση είναι ότι οι τιμές των χρονοσειρών που παρατηρούνται είναι οι καταγραφές τυχαίων μεταβλητών, οι οποίες αποτελούν μέρος μιας στοχαστικής διαδικασίας. (Charlton & Caimo, 2012)

¹ Μια στοχαστική διαδικασία είναι ένα σύνολο τυχαίων μεταβλητών που εξαρτάται από μια παράμετρο ή ένα όρισμα. Στην ανάλυση χρονοσειρών, αυτή η παράμετρος είναι ο χρόνος.

Οι τιμές της χρονοσειράς διαμορφώνονται από επί μέρους παράγοντες που ονομάζονται συνιστώσες και χαρακτηρίζονται από μια συστηματική ή μη συστηματική συμπεριφορά. Οι συνιστώσες αυτές, είναι οι εξής:

- Η τάση (Trend) που εκφράζει τη γενική πορεία (ανοδική ή καθοδική) της χρονοσειράς. Μπορεί να είναι ευθεία, οπότε μιλάμε για γραμμική τάση ή καμπυλόγραμμη, οπότε μπορεί να έχουμε πολυωνυμική, εκθετική ή λογαριθμική.
- Η εποχικότητα (Seasonality) που εκφράζει τις αλλαγές στις αξίες σε τακτά χρονικά διαστήματα.
- Η κυκλική συνιστώσα (Cyclical component) που αναφέρεται σε τακτικές διακυμάνσεις γύρω από την τάση, αφαιρούμενης της άρρυθμης συνιστώσας.
- Η άρρυθμη συνιστώσα (Irregular component), που προκύπτει από βραχυπρόθεσμες μη συστηματικές διακυμάνσεις μιας σειράς. Συνήθως αυτή η συνιστώσα είναι μη προβλέψιμη.

Οι παραπάνω συνιστώσες, συνθέτουν τη χρονοσειρά, είτε μέσω ενός αθροιστικού υποδείγματος,

$$x = T_t + S_t + C_t + I_t$$

είτε ενός πολλαπλασιαστικού

$$x = T_t \times S_t \times C_t \times I_t$$

όπου T_t, S_t, C_t, I_t , η τάση, η εποχικότητα, η κυκλική και η άρρυθμη συνιστώσα αντίστοιχα.

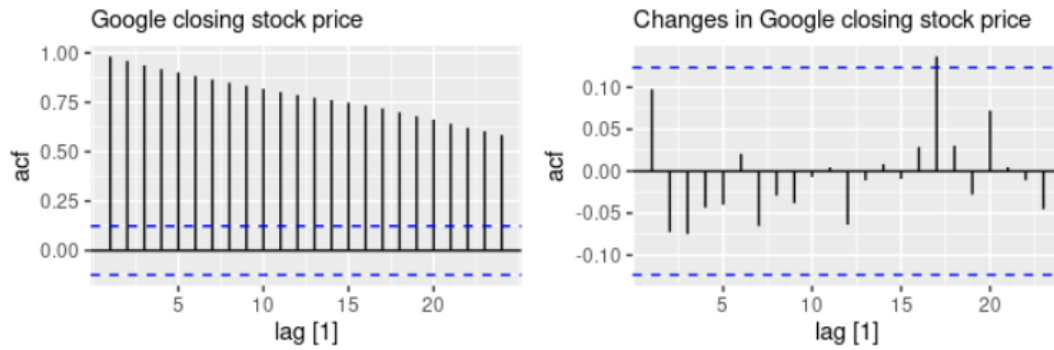
Μια χρονοσειρά $\{x_t\}$, $t = 0, \pm 1, \pm 2 \dots$, ονομάζεται **στάσιμη** αν οι στατιστικές της ιδιότητες δεν εξαρτώνται από το χρόνο που γίνεται η παρατήρηση. Η από κοινού κατανομή των μετρήσεων είναι ανεξάρτητη της αρχής των συντεταγμένων, δηλαδή

$$F(x_{t_1}, x_{t_2}, \dots, x_{t_n}) = F(x_{t_1+k}, x_{t_2+k}, \dots, x_{t_n+k}) \forall n, k \in \mathbb{N}$$

Μια χρονοσειρά ονομάζεται **ασθενώς στάσιμη** εάν η κατανομή $E(x_t)$ είναι ανεξάρτητη του t και η συνδιακύμανση $Cov(x_t, x_{t+k})$ ανάμεσα σε δύο όρους της χρονοσειράς εξαρτάται μόνο από την απόλυτη τιμή της χρονικής διαφοράς τους k , η οποία ονομάζεται υστέρηση (lag) τάξεως k .

Οι χρονοσειρές που έχουν τάση ή εποχικότητα, είναι **μη στατικές**.

Στο παρακάτω σχήμα, βλέπουμε τη διαφορά μεταξύ μιας μη-στατικής και μιας στατικής χρονοσειράς. Αριστερά, η εξέλιξη της τιμής ήταν μη-στατική, ενώ στα δεξιά, οι ημερήσιες αλλαγές δείχνουν στατική χρονοσειρά.



Εικόνα 1: Αριστερά, η εξέλιξη της τιμής της μετοχής της Google και δεξιά η ημερήσια εξέλιξη. (Hyndman & Athanasopoulos, *Forecasting: Principles and Practice*, 2013)

Διαδικασίες εξόρυξης δεδομένων για προβλέψεις

Η θεμελιώδης απαίτηση για την επιλογή της κατάλληλης μεθόδου προβλέψεων είναι η γνώση των στρατηγικών στόχων της ηγεσίας της επιχείρησης. Αυτό συνήθως επιτυγχάνεται μέσω των κατάλληλων ανθρώπων μέσα στην επιχείρηση που κατανοούν την αγορά και προτείνουν το που θα εστιάσουμε για να λύσουμε το «σωστό» πρόβλημα. Η εμπειρία έχει δείξει ότι το πιο χρονοβόρο κομμάτι της διαδικασίας είναι η επεξεργασία των δεδομένων, τα οποία, αφού εξαχθούν, πρέπει να καθαριστούν, και να προετοιμαστούν για τη μοντελοποίηση. Μάλιστα, για την περίπτωση δεδομένων με χρονοσειρά, πρέπει να γίνει και εναρμόνισή τους στην ίδια χρονική συχνότητα με το μοντέλο προβλέψεων. (Gilliland, Tashman, & Sglavo, 2015)

Δημιουργία δεδομένων χρονοσειρών

Η ερώτηση που πρέπει να απαντηθεί είναι η εξής: Πώς θα κατηγοριοποιηθούν τα δεδομένα ώστε να φαίνονται ως συστηματικά μοτίβα των προηγούμενων δεδομένων πάνω στα οποία θα βασιστούμε; Πώς επηρεάζονται π.χ. οι αλλαγές των τιμών των προϊόντων ή η εποχικότητα; Ο τρόπος που θα συσσωρευθούν τα δεδομένα, μετατρέποντας τις χρονικές στιγμές που αυτά δημιουργήθηκαν, σε χρονοσειρές, ώστε μετά να κατασκευαστούν οι ιεραρχίες μέσα στις δημιουργηθείσες χρονοσειρές, καθορίζουν το αν το μοντέλο που δημιουργήσαμε είναι δυνατόν να δώσει πρόβλεψη. (Gilliland, Tashman, & Sglavo, 2015)

Προετοιμασία των δεδομένων

Σε πρώτη φάση, πρέπει να γίνει προσπάθεια μείωσης των μεταβλητών. Σε κάποιες περιπτώσεις, μπορεί να γίνει προσπάθεια για μείωση των μεταβλητών από μερικές χιλιάδες, σε λίγες εκατοντάδες. Με τη βοήθεια των κατάλληλων ανθρώπων μέσα στην επιχείρηση, μπορούμε να βρούμε ποιες από τις μεταβλητές επηρεάζουν σε μεγάλο βαθμό τα αποτελέσματα των προβλέψεων.

Ύστερα, από τις μεταβλητές που έχουν μείνει, επιλέγονται (συνήθως με κατάλληλους αλγόριθμους) τις μεταβλητές X που σχετίζονται με τις Y . Και σ' αυτό το σημείο, η συμβουλή των κατάλληλων ανθρώπων, είναι καθοριστική. (Gilliland, Tashman, & Sglavo, 2015)

Λογισμικά προβλέψεων

Πέρα από τα στατιστικά πακέτα όπως το SPSS ή το QM, τα οποία χρησιμοποιούνται για κάθε είδους στατιστική ανάλυση, και όχι μόνον για προβλέψεις, πολλές εταιρείες λογισμικού έχουν αναπτύξει εργαλεία προβλέψεων που «κουμπώνουν» πάνω σε ERP προγράμματα που έχουν κατασκευάσει οι ίδιες και χρησιμοποιούν τα δεδομένα των ERP για να κάνουν προβλέψεις. Τέτοια λογισμικά έχουν αναπτύξει για παράδειγμα η SAP, η Oracle και η Microsoft.

Άλλες μικρότερες εταιρείες, έχουν δημιουργήσει λογισμικά τα οποία τροφοδοτούνται με δεδομένα μέσω γεφυρών από άλλα λογισμικά. Τέτοιου είδους προγράμματα, υπάρχουν δεκάδες στο εμπόριο και με μια καλή έρευνα αγοράς, μπορεί οποιαδήποτε εταιρεία να αποκτήσει ένα που να ταιριάζει στις ανάγκες της.

Ενδεικτικά, μπορούν να αναφερθούν τρία ανεξάρτητα προϊόντα της Oracle, τα Essbase, Hyperion, PBCS και NetSuite τα οποία είναι φτιαγμένα για μεγάλους οργανισμούς. Για πιο μικρές εφαρμογές, υπάρχουν το OnPlan, το οποίο είναι σχεδιασμένο για μικρές επιχειρήσεις και το Cube, για μεσαίου μεγέθους επιχειρήσεις.

Μοντέλα πρόβλεψης

Παρακάτω, εξετάζονται εν συντομία οι διαδικασίες δημιουργίας μοντέλων πρόβλεψης, τα κριτήρια επιλογής μοντέλου πρόβλεψης και ορισμένα μοντέλα πρόβλεψης. Τέλος, αναφέρονται κάποια κριτήρια για την αξιολόγηση των μοντέλων. Συνήθως χρησιμοποιούμε περισσότερα του ενός μοντέλα ή συνδυασμούς μοντέλων, ανάλογα με την περίπτωση που εξετάζουμε.

Τα βήματα για τη δημιουργία μοντέλου προβλέψεων

Για τη δημιουργία μοντέλων προβλέψεων, συνήθως ακολουθούνται τα εξής πέντε βήματα: (Hyndman & Athanasopoulos, *Forecasting: Principles and Practice*, 2013)

1. Ορισμός του προβλήματος: Συνήθως είναι το κρισιμότερο και δυσκολότερο μέρος της διαδικασίας των προβλέψεων. Χρειάζεται κατανόηση του τρόπου που θα χρησιμοποιηθούν αυτές οι προβλέψεις, ποιος και γιατί τις χρειάζεται αλλά και πως το μοντέλο θα προσαρμοστεί στον οργανισμό από τον οποίο ζητήθηκε.

2. Συλλογή της πληροφορίας: Η πληροφορία που χρειάζεται, είναι δύο τύπων: (α) στατιστικά δεδομένα και (β) συσσωρευμένη γνώση των ανθρώπων που θα χρησιμοποιήσουν τα μοντέλα. Σε αρκετές περιπτώσεις μπορεί να είναι δύσκολο να συλλεχθούν παλαιότερα δεδομένα, οπότε ίσως να πρέπει να χρησιμοποιηθούν τα εμπειρικά μοντέλα που θα αναφερθούν παρακάτω.

3. Διερεύνηση: Το πρώτο πράγμα που πρέπει να γίνει είναι να δημιουργηθούν γραφήματα με τα δεδομένα, απ' όπου παρατηρούνται τάσεις, εποχικότητα, κυκλικότητα και επαναλαμβανόμενες μορφές. Επίσης, πρέπει να διερευνηθεί η σχέση ανάμεσα στις μεταβλητές.

4. Επιλογή και προσαρμογή των μοντέλων: Η επιλογή του μοντέλου, εξαρτάται από τα ιστορικά δεδομένα, τις σχέσεις μεταξύ των μεταβλητών και τέλος, ο τρόπος που θα χρησιμοποιηθούν τα μοντέλα. Συνήθως, συγκρίνονται δύο ή τρία μοντέλα μεταξύ τους.

5. Αξιολόγηση του μοντέλου: Αφού χρησιμοποιηθεί το μοντέλο για να γίνουν οι προβλέψεις, αξιολογείται συγκρίνοντάς το με τα πραγματικά δεδομένα όταν αυτά γίνουν διαθέσιμα.

Κριτήρια επιλογής μοντέλου πρόβλεψης

Υπάρχουν τρόποι επιλογής του βέλτιστου μοντέλου πρόβλεψης, εκ των οποίων τα σημαντικότερα είναι το κριτήριο Akaike (Akaike Information Criterion – AIC) και το κριτήριο του Bayes (Bayes Information Criterion – BIC). Το τελευταίο ονομάζεται και κριτήριο του Schwartz (SIC). Όσο πιο χαμηλές είναι τιμές των AIC και BIC, τόσο πιο επαρκές κρίνεται το μοντέλο μας. Οι εξισώσεις που χρησιμοποιούνται για τον υπολογισμό των AIC και BIC είναι οι παρακάτω:

$$AIC = -2 \ln L + 2k$$

$$BIC = -2 \ln L + 2 \ln N k$$

Όπου L είναι η τιμή της συνάρτησης πιθανοφάνειας (likelihood), N ο αριθμός των καταγεγραμμένων μετρήσεων και k ο αριθμός των προβλεπόμενων παραμέτρων. Αυτά τα κριτήρια, χρησιμοποιούνται πολύ στο στατιστικό πακέτο της R. (Quoc & Arabnia, 2015)

Ένας άλλος τρόπος επιλογής, απλούστερος, είναι η χρήση του συντελεστή προσδιορισμού R^2 στα μοντέλα παλινδρόμησης. Ο συντελεστής προσδιορισμού μετράει πόση διακύμανση της εξαρτημένης μεταβλητής κατάφεραν να ερμηνεύσουν οι εξαρτημένες μεταβλητές. Δίνεται από τον παρακάτω τύπο:

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y} - \bar{y})^2}{\sum_{i=1}^n (y - \bar{y})^2}$$

Όπου n ο αριθμός των παρατηρήσεων, ενώ

\hat{y} = οι εκτιμημένες τιμές της εξαρτημένης μεταβλητής

\bar{y} = η μέση τιμή της εξαρτημένης μεταβλητής

y = οι πραγματικές τιμές της εξαρτημένης μεταβλητής

Οι τιμές του R^2 κυμαίνονται μεταξύ 0 και 1. Όσο πιο υψηλές είναι οι τιμές του R^2 , τόσο πιο επαρκές κρίνεται το μοντέλο. Στη μελέτη περίπτωσης που ακολουθεί, θα χρησιμοποιήσουμε τη μέθοδο του συντελεστή προσδιορισμού R^2 .

Εμπειρικά μοντέλα

Τα εμπειρικά μοντέλα ανήκουν στις ποιοτικές μεθόδους και χρησιμοποιούνται συχνά, μερικές φορές μάλιστα είναι η μοναδική μας επιλογή, όπως όταν δεν υπάρχουν ιστορικά δεδομένα, όταν εισάγουμε ένα νέο προϊόν στην αγορά, όταν εισέρχεται νέος ανταγωνιστής ή όταν υπάρχουν έκτακτες καταστάσεις. Επίσης, μπορούν να χρησιμοποιηθούν όταν τα δεδομένα είναι ελλιπή ή όταν τα αποκτούμε με καθυστέρηση.

Η εμπειρική πρόβλεψη μόνο τελευταία έχει αποκτήσει την αναγνώριση που της αξίζει. Η ποιότητα των προβλέψεών της έχει βελτιωθεί με τη βοήθεια σύγχρονων μεθόδων. Προφανώς, έχει τα όριά της, όπως προειδοποιούν αρκετοί ερευνητές (Hogarth & Makridakis, 1981) - από την άλλη όμως, υπάρχουν περιπτώσεις καταστροφικών προβλέψεων που προέκυψαν από την τυφλή εμπιστοσύνη στα λογισμικά πρόβλεψης (Worthen, 2003). Με τις κατάλληλες προσεγγίσεις μπορούμε να υπερκεράσουμε τους περιορισμούς και να αυξήσουμε την ακρίβεια των προβλέψεων που μας προσφέρουν τα εμπειρικά μοντέλα.

Βασικό πρόβλημα, αυτού του είδους των προβλέψεων είναι η υποκειμενικότητά τους και η ευαισθησία τους σε λογικά σφάλματα, όπως πχ. στην πόλωση επιβεβαίωσης², ή στους ευσεβείς πόθους. Μπορούν ακόμα να είναι ασυνεπή, αφού εξαρτώνται από την ανθρώπινη φύση με τα δεδομένα όριά της. Επίσης, η μνήμη, είναι γεγονός ότι μπορεί να μας παίξει άσχημα παιχνίδια· κάποιες λεπτομέρειες μπορεί να διαφύγουν της προσοχής μας· τα προσωπικά ή τα πολιτικά μας πιστεύω είναι δυνατόν να θολώσουν την κρίση μας. Ακόμα και ψυχολογικοί παράγοντες, όπως η υπεραισιοδοξία, η απαισιοδοξία και η εμμονή, επηρεάζουν ανάλογα το αποτέλεσμα της ανάλυσης. (Hyndman & Athanasopoulos, *Forecasting: Principles and Practice*, 2013)

² Η Πόλωση Επιβεβαίωσης (Confirmation Bias) είναι ένα λογικό σφάλμα όπου προσπαθούμε να βρούμε δεδομένα τα οποία συμφωνούν με την άποψή μας ενώ αγνοούμε τα δεδομένα που διαφωνούν με αυτή.

Η μέθοδος των Δελφών (Delphi method)

Συγκεντρώνεται μια ομάδα ειδικών υπό έναν επιβλέποντα στην οποία το κάθε μέλος κάνει ανεξάρτητες προβλέψεις και αιτιολογεί τις αποφάσεις του. Εν συνεχεία, τα αποτελέσματα, ξαναμοιράζονται στην ομάδα και οι προβλέψεις ξαναγίνονται. Αυτά τα βήματα ακολουθούνται μέχρι να βρεθεί ικανοποιητικό επίπεδο συμφωνίας στα μέλη της ομάδας. Οι απόψεις συγκεράζονται και δίνουν την τελική πρόβλεψη. Η μέθοδος αυτή δίνει εξαιρετικά αποτελέσματα, αρκεί να είναι σχεδιασμένη σωστά. Έχει όμως το μειονέκτημα ότι είναι πολύ χρονοβόρα. (Hyndman & Athanasopoulos, *Forecasting: Principles and Practice*, 2013)

Η κατ' αναλογία πρόβλεψη

Είναι μια μέθοδος όπου εξάγονται αποτελέσματα εξετάζοντας παρόμοιες καταστάσεις. Πχ, μπορεί να προβλεφθεί το πόσο περίπου θα πουληθεί ένα σπίτι συγκρίνοντας τιμές παρόμοιων σπιτιών στην ίδια περιοχή. (Hyndman & Athanasopoulos, *Forecasting: Principles and Practice*, 2013)

Πρόβλεψη Σεναρίων

Όταν εξετάζονται καταστάσεις που έχουν μικρή πιθανότητα να συμβούν, μπορεί να χρησιμοποιηθεί η «Πρόβλεψη Σεναρίων». Με αυτή τη μέθοδο μπορούν να προβλεφθούν πολλές πιθανές καταστάσεις οι οποίες κατατάσσονται σε «άριστες», «μέτριες» και «κακές». (Hyndman & Athanasopoulos, *Forecasting: Principles and Practice*, 2013)

Μοντέλα παλινδρόμησης

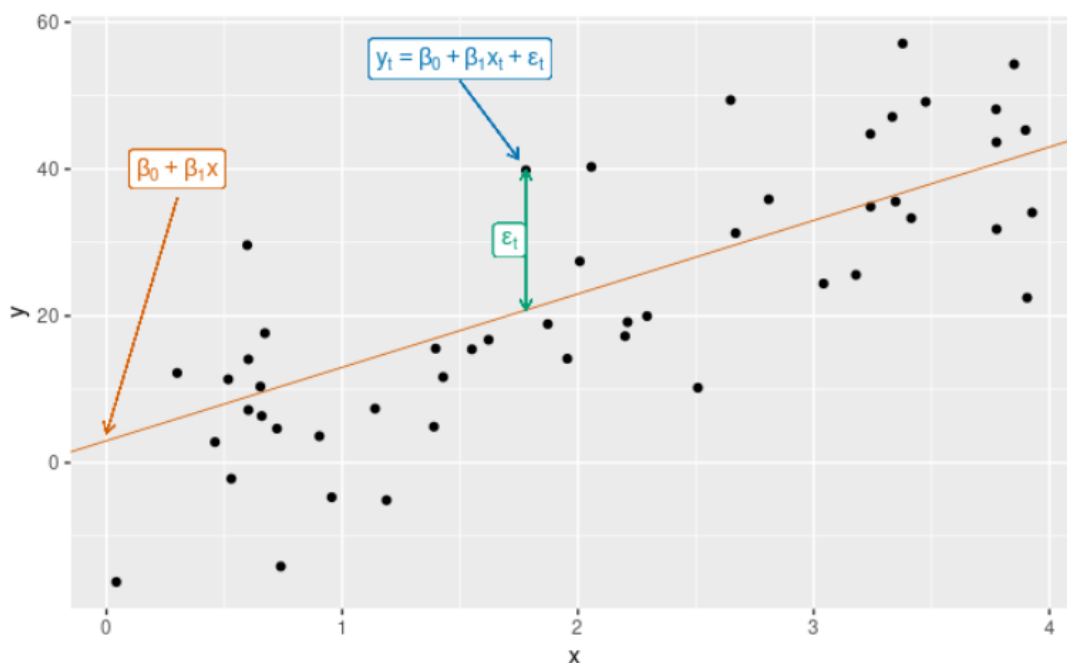
Τα μοντέλα παλινδρόμησης εξάγουν συναρτήσεις οι οποίες περιγράφουν τη σχέση μεταξύ μιας ή περισσότερων ανεξαρτήτων μεταβλητών και μιας εξαρτημένης μεταβλητής. Για παράδειγμα, η σχέση της ηλικίας με την κρανιακή διάμετρο στα μικρά παιδιά, μπορεί να περιγραφεί από κάποιο μοντέλο παλινδρόμησης.

Γραμμική παλινδρόμηση

Στην απλή περίπτωση, το μοντέλο παλινδρόμησης εκφράζει μια γραμμική σχέση μεταξύ της μεταβλητής πρόβλεψης και της ανεξάρτητης μεταβλητής x :

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 x + \varepsilon_t$$

Ο παράγοντας β_0 ορίζει το σημείο τομής της ευθείας ενώ ο β_1 την κλίση της. Η κλίση, ορίζει την προβλεπόμενη αλλαγή στο y όταν το x αυξάνεται κατά μία μονάδα.



Εικόνα 2: Παράδειγμα απλής γραμμικής συσχέτισης (Hyndman & Athanasopoulos, *Forecasting: Principles and Practice*, 2013)

Στην εικόνα 1, φαίνεται μια σειρά παρατηρήσεων οι οποίες ακολουθούν το μοντέλο $\beta_0 + \beta_1 x_t$ συν μια τυχαία απόκλιση ε_t από τη γραμμή του μοντέλου η οποία εκφράζει τους παράγοντες που επηρεάζουν την y_t και δεν σχετίζονται με την x_t . (Hyndman & Athanasopoulos, *Forecasting: Principles and Practice*, 2013)

Για τον υπολογισμό των συντελεστών, χρησιμοποιείται η μέθοδος των ελαχίστων τετραγώνων. Αυτή η μέθοδος, ελαχιστοποιεί το άθροισμα των τετραγώνων των σφαλμάτων και καθορίζει τα β_0 και β_1 . Οι τύποι που χρησιμοποιούνται είναι οι εξής:

$$\widehat{\beta}_1 = \frac{n(\sum_{i=1}^n x_i t_i) - (\sum_{i=1}^n x_i)(\sum_{i=1}^n t_i)}{n(\sum_{i=1}^n x_i^2) - (\sum_{i=1}^n x_i)^2}$$

$$\widehat{\beta}_0 = \bar{Y} - \widehat{\beta}_1 \bar{X}$$

όπου

$$\bar{Y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Y_i$$

$$\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$$

και όπου n ο αριθμός των μετρήσεων.

Μη γραμμική παλινδρόμηση

Σε αρκετές περιπτώσεις, η μη γραμμική συσχέτιση είναι προτιμότερη από τη γραμμική. Σε αυτή την περίπτωση, συνήθως γίνεται ένας μετασχηματισμός της μεταβλητής προς πρόβλεψη ή/και της ανεξάρτητης μεταβλητής. Ο πιο συνηθισμένος μετασχηματισμός είναι η λογαρίθμιση.

Με λογαρίθμιση τόσο της εξαρτημένου όσο και της ανεξάρτητης μεταβλητής, εξάγεται μια σχέση της μορφής

$$\log y = \beta_0 + \beta_1 \log x + \varepsilon$$

όπου η κλίση β_1 ερμηνεύεται ως ελαστικότητα. Είναι η μέση ποσοστιαία αλλαγή στην y αν η x αυξηθεί κατά 1%.

Προφανώς για να χρησιμοποιηθεί λογαριθμικός μετασχηματισμός, τα δεδομένα δεν πρέπει να περιέχουν μηδενικές τιμές. Αν συμβαίνει αυτό, χρησιμοποιείται ο μετασχηματισμός $\log(x + 1)$,

Υπάρχουν επίσης περιπτώσεις όπου χρειάζεται ακόμα πιο περίπλοκος μετασχηματισμός. Τότε το μοντέλο θα είναι της μορφής

$$y = f(x) + \varepsilon$$

όπου $f(x)$ μια μη γραμμική συνάρτηση. (Hyndman & Athanasopoulos, Forecasting: Principles and Practice, 2013)

Μοντέλα πρόβλεψης σε χρονοσειρές

Στα μοντέλα χρονοσειρών, γίνεται ανάλυση δεδομένων που τοποθετούνται σε χρονική σειρά και εξελίσσονται με το χρόνο. Συναντώνται συχνά σε εμπορικές και επιστημονικές μελέτες, όπως πχ στις προβλέψεις πωλήσεων ή του καιρού.

Αφελής πρόβλεψη

Η αφελής πρόβλεψη, είναι το πιο απλό μοντέλο πρόβλεψης. Σύμφωνα με αυτή τη μέθοδο, η πρόβλεψη για τη χρονική στιγμή t_i είναι η μέτρηση κατά τη χρονική στιγμή t_{i-1} . Φαίνεται απίστευτο, αλλά αυτή η μέθοδος δίνει εξαιρετικά αποτελέσματα σε οικονομικές και χρηματοπιστωτικές χρονοσειρές. (Hyndman & Athanasopoulos, Forecasting: Principles and Practice, 2013)

Μέθοδος του κινούμενου μέσου

Σύμφωνα με αυτή τη μέθοδο, η πρόβλεψη είναι η μέση τιμή των k τελευταίων παρατηρήσεων:

$$\hat{T}_t = \frac{1}{m} \sum_{j=-k}^k y_{t+j}$$

όπου $m = 2k + 1$. Βασίζεται στην ιδέα ότι οι παρατηρήσεις που πάρθηκαν σε κοντινούς χρόνους, πιθανόν να έχουν παραπλήσιες τιμές. Έτσι, η χρήση του μέσου όρου, απαλείφει κάποιο μέρος της τυχαιότητας (Hyndman & Athanasopoulos, *Forecasting: Principles and Practice*, 2013). Η επιλογή της τιμής m , είναι εμπειρική. Μεγάλες τιμές του m , εξομαλύνουν τις καμπύλες των προβλέψεων αλλά χάνουν τις απότομες αλλαγές. Οι μικρές τιμές του m , έχουν μεγαλύτερο σφάλμα.

Η μέθοδος αυτή δεν θα δώσει καλά αποτελέσματα σε δεδομένα με εποχικότητα. Αυτό συμβαίνει επειδή ο κινούμενος μέσος παρουσιάζει καθυστέρηση στην παρακολούθηση της τάσης.

Σταθμικός κινητός μέσος

Πρόκειται για μια παραλλαγή του κινητού μέσου. Αν για παράδειγμα χρησιμοποιούμε κινητό μέσο τάξεως m , τότε οι όροι του δεν θα έχουν την ίδια αξία. Χρησιμοποιώντας ένα διάνυσμα w_m με $\sum_m w_m = 1$, πολλαπλασιάζονται οι όροι του κινητού μέσου με το διάνυσμα. Ο σταθμικός μέσος, γράφεται ως εξής:

$$\hat{T}_t = \sum_{j=-k}^k w_j y_{t+j}$$

Ο απλός κινητός μέσος τάξεως m , είναι ειδική περίπτωση του σταθμικού με σταθερό βάρος για όλους τους όρους ίσο με $1/m$. Συνήθως οι όροι του διανύσματος είναι συμμετρικοί, επομένως $w_j = w_{-j}$. Η μέθοδος αυτή, δίνει καλύτερα αποτελέσματα σε δεδομένα με εποχικά και κυκλικά χαρακτηριστικά, αφού τα βάρη αυξάνονται αργά και μειώνονται αργά δίνοντας πιο ομαλές καμπύλες. (Hyndman & Athanasopoulos, *Forecasting: Principles and Practice*, 2013)

Εκθετική εξομάλυνση

Η μέθοδος της εκθετικής εξομάλυνσης, είναι μια εξελιγμένη μέθοδος πρόβλεψης, που βασίζεται στην αυξανόμενη βαρύτητα των πρόσφατων δεδομένων, η οποία αυξάνεται εκθετικά. Εν αντιθέσει με τη μέθοδο του σταθμικού κινητού μέσου,

η οποία χρειάζεται n περιόδους με δεδομένα με τα αντίστοιχα βάρη, η μέθοδος της εκθετικής εξομάλυνσης χρειάζεται μόνο τρία πράγματα: (1) την πρόβλεψη για την προηγούμενη περίοδο, (2) το πραγματικό αποτέλεσμα της προηγούμενης περιόδου και (3) μια παράμετρο εξομάλυνσης α που παίρνει τιμές από 0 μέχρι 1. Η πρόβλεψη της επόμενης περιόδου με τη μέθοδο της εκθετικής εξομάλυνσης δίνεται από τον τύπο

$$F_{t+1} = \alpha D_t + (1 - \alpha)F_t$$

όπου F , οι προβλέψεις, D οι πραγματικές τιμές και α η παράμετρος εξομάλυνσης.

Ανάλογα με την τιμή που λαμβάνει το α , αλλάζει και η έμφαση που δίνεται στα πρόσφατα δεδομένα. Μεγάλες τιμές του α , δίνουν αποτελέσματα που μπορούν να προβλέψουν απότομες αλλαγές. Μικρές τιμές του α , επεξεργάζονται τις προηγούμενες τιμές πιο ομοιόμορφα και δίνουν πιο σταθερές προβλέψεις. Στην πράξη, δοκιμάζονται πολλές τιμές του α , και επιλέγεται αυτή που έχει δώσει τις καλύτερες προβλέψεις.

Η απλότητα και η οικονομία σε δεδομένα που χαρακτηρίζουν τη μέθοδο της εκθετικής εξομάλυνσης, την έχουν κάνει ελκυστική σε αρκετές επιχειρήσεις. Όμως, όταν η μέση τιμή υφίσταται συστηματικές αλλαγές, όπως σε δεδομένα με ισχυρές τάσεις, τα αποτελέσματα της εξομάλυνσης θα υστερούν σε σχέση με τις μεταβολές της μέσης τιμής. Αν δοθούν στο α μεγαλύτερες τιμές, τότε θα δοθεί έμφαση στα πιο πρόσφατα δεδομένα και είναι δυνατόν να μειωθούν τα σφάλματα λόγω αλλαγής στη μέση τιμή. Παρ' όλα αυτά η μέθοδος εξακολουθεί να υστερεί, ειδικά αν η μέση τιμή αλλάζει συστηματικά. Γενικά, όταν χρειάζονται μεγάλες τιμές για το α , καλύτερα να χρησιμοποιηθεί άλλο μοντέλο με καλύτερες επιδόσεις στις εποχικές διακυμάνσεις. (Krajewski, Ritzman, & Malhorta, 2013)

Εκθετική εξομάλυνση με συνυπολογισμό της τάσης (μέθοδος Holt)

Η τεχνική που περιεγράφηκε παραπάνω, μπορεί χρησιμοποιηθεί και σε περιπτώσεις με έντονες τάσεις ή εποχικές διακυμάνσεις, αν προστεθεί και ο αντίστοιχος παράγοντας. Συγκεκριμένα, στον τύπο της εκθετικής εξομάλυνσης

$$F_{t+1} = \alpha D_t + (1 - \alpha)F_t$$

προσθέτουμε και την τάση

$$T_{t+1} = \beta(F_{t+1} - F_t) + (1 - \beta)T_t$$

όπου T_t , ο παράγοντας τάσης και β η σταθερά εξομάλυνσης.

Οπότε η πρόβλεψη υπολογίζεται από τον τύπο

$$TAF_{t+1} = F_{t+1} + T_{t+1}$$

Στην πρώτη περίοδο, η τάση ισούται με 0. Η σταθερά α , είναι η ίδια με αυτή της απλής εκθετικής εξομάλυνσης, ενώ η β , έχει παρόμοια συμπεριφορά με την α : μεγάλες τιμές του β , δίνουν έμφαση στην πιο πρόσφατη τάση. (Ravinder, 2013)

Περιπτώσεις με εποχικές διακυμάνσεις

Τα δεδομένα με εποχικές διακυμάνσεις, έχουν επαναλαμβανόμενες μεταβολές σε περιόδους μικρότερες του έτους. Σε αυτό το πλαίσιο, οι περίοδοι αυτές ονομάζονται εποχές. (Krajewski, Ritzman, & Malhorta, 2013). Συνήθως χρησιμοποιείται η **πολλαπλασιαστική εποχική μέθοδος**, όπου μια μέση τιμή ή μια εκτίμηση τιμής πολλαπλασιάζεται με εποχικούς παράγοντες ώστε να καταλήξει σε εποχική πρόβλεψη. Υπάρχει μια διαδικασία τεσσάρων βημάτων που χρησιμοποιεί απλές μέσες τιμές προηγούμενων δεδομένων (μπορούν επίσης να χρησιμοποιηθούν είτε κινητοί μέσοι είτε εκθετική εξομάλυνση).

1. Για κάθε έτος, υπολογίζεται η μέση τιμή για κάθε εποχή, διαιρώντας το άθροισμα με τον αριθμό των εποχών
2. Για κάθε έτος, διαιρείται το άθροισμα κάθε εποχής με το μέσο άθροισμα ανά εποχή. Το αποτέλεσμα δίνει έναν *εποχικό δείκτη* για κάθε εποχή του έτους.
3. Υπολογίζεται ο εποχικός δείκτης για κάθε εποχή, χρησιμοποιώντας τα αποτελέσματα του προηγούμενου βήματος. Μετά, προστίθενται οι δείκτες κάθε εποχής και διαιρούνται με τον αριθμό των ετών που έχουμε δεδομένα.
4. Υπολογίζεται η πρόβλεψη κάθε εποχής για το επόμενο έτος. Η αρχή γίνεται προβλέποντας το συνολικό αποτέλεσμα του επόμενου έτους είτε με την αφελή μέθοδο, είτε με κάποια μέθοδο παλινδρόμησης είτε με τον κινητό μέσο. Μετά, διαιρείται η ετήσια πρόβλεψη με τον αριθμό των εποχών για να ληφθεί η μέση

εποχική πρόβλεψη. Τέλος, υπολογίζεται η εποχική πρόβλεψη, πολλαπλασιάζοντας τις μέσες εποχικές προβλέψεις με τον αντίστοιχο εποχικό δείκτη που υπολογίστηκε στα προηγούμενα βήματα.

Εναλλακτικά, μπορεί να χρησιμοποιηθεί η **προσθετική εποχική μέθοδος**, όπου οι εποχικές προβλέψεις υπολογίζονται προσθέτοντας μια σταθερή εποχική τιμή στην υπολογισμένη εποχική πρόβλεψη. Αυτή η προσέγγιση, μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε περιπτώσεις σταθερού εποχικού μοτίβου, ανεξάρτητου από το συνολικό άθροισμα. Το εύρος της προσαρμογής για κάθε εποχή, παραμένει το ίδιο. (Krajewski, Ritzman, & Malhorta, 2013)

Μοντέλα ARIMA

Τα μοντέλα ARIMA βασίζονται στον υπολογισμό της πιθανότητας για την οποία η τιμή του μετρήσιμου μεγέθους βρίσκεται εντός κάποιου διαστήματος. Η εφαρμογή των μεθόδων ARIMA, προϋποθέτει διακριτές, στάσιμες χρονοσειρές και ενδείκνυται για βραχυπρόθεσμες προβλέψεις. Επίσης, η μέση τιμή μ , η διακύμανση σ^2 και η συνάρτηση αυτοσυσχέτισης (ACF)³, πρέπει να είναι σταθερές καθ' όλη τη διάρκεια του χρόνου. (Hyndman & Athanasopoulos, Forecasting: Principles and Practice, 2013). Στα αυτοπαλινδρομικά μοντέλα, οι μελλοντικές τιμές είναι συναρτήσεις των προηγούμενων τιμών της σειράς. Τα μοντέλα ARIMA, επεκτείνουν τα μοντέλα παλινδρόμησης δίνοντας τη δυνατότητα να μετατραπούν μη-στάσιμες χρονοσειρές σε στάσιμες χρησιμοποιώντας επαναλαμβανόμενες υστερήσεις.

Γενικά, τα μη-εποχικά μοντέλα ARIMA περιγράφονται ως **ARIMA(p,d,q)**, όπου

p = η τάξη του αυτοπαλινδρομικού μέρους

d = ο βαθμός της πρώτης υστερήσης

q = η τάξη του μέρους του κινητού μέσου.

³ Στην ουσία ο ACF μας δείχνει κατά πόσο η τιμή της χρονοσειράς σε μία περίοδο εξαρτάται από την τιμή της παρατήρησης k περιόδων πίσω. Παίρνει τιμές από +1 έως -1 και αν ισούται με μηδέν τότε δεν υπάρχει καμία συσχέτιση μεταξύ των δύο τιμών.

Επί παραδείγματι ένα μοντέλο ARIMA που περιγράφεται ως (0,1,2) σημαίνει ότι έχει μηδέν (0) αυτοπαλινδρομικές παραμέτρους, μετά την πρώτη (1) υστέρηση δύο (2) παραμέτρους κινητού μέσου.

Κατ' αρχήν με βάση τα γραφήματα της αυτοσυσχέτισης και της μερικής αυτοσυσχέτισης, επιλέγονται ένα ή περισσότερα μοντέλα που θεωρείται ότι μπορούν να περιγράψουν σωστά τη χρονοσειρά. Κατόπιν, κάθε μοντέλο υλοποιείται, αφού υπολογιστούν οι κατάλληλες παράμετροι. Ο πιο διαδεδομένος τρόπος είναι ο υπολογισμός της προσδοκώμενης πιθανοφάνειας (Likelihood Estimation), δηλαδή κατά πόσο οι τιμές του μοντέλου δεδομένων κάποιων παραμέτρων έχουν μεγάλη πιθανότητα να προσεγγίζουν τις πραγματικές τιμές της χρονοσειράς. Το κριτήριο AIC που αναφέρθηκε παραπάνω, χρησιμοποιείται ως κριτήριο εκτίμησης μοντέλου ARIMA και μπορεί να γραφτεί ως εξής:

$$AIC = -2 \log L + 2(p + q + k + 1)$$

όπου L , η προσδοκώμενη πιθανοφάνεια (Hyndman & Athanasopoulos, Forecasting: Principles and Practice, 2013).

Τα εποχικά μοντέλα ARIMA, γράφονται στη μορφή $ARIMA(p,d,q)(P,D,Q)_m$, όπου (P,D,Q) είναι το εποχικό μέρος του μοντέλου και m ο αριθμός των παρατηρήσεων. Η διαδικασία μοντελοποίησης είναι παρόμοια με αυτή που περιεγράφηκε στα μη εποχικά μοντέλα, με τη διαφορά ότι θα πρέπει να επιλέξουμε τόσο μη εποχικές όσο και εποχικές συνιστώσες.

Αξιολόγηση μοντέλων πρόβλεψης

Τα μοντέλα εν τέλει, κρίνονται εκ του αποτελέσματος. Η τελική κρίση θα βγει με την ανεύρεση του Μέσου Τετραγωνικού Σφάλματος (MSE), της τετραγωνικής ρίζας του (RMSE) και της κανονικοποιημένης τετραγωνικής ρίζας του (nRMSE) .

Το MSE, δίνεται από τον τύπο:

$$MSE = \frac{\sum (y - \hat{y})^2}{n}$$

Όπου \hat{y} είναι η προβλεπόμενη τιμή, y είναι οι παρατηρούμενες τιμές και n ο αριθμός των μετρήσεων.

Η τιμή του αναπαριστά τη μέση τετραγωνική απόσταση ανάμεσα στις παρατηρούμενες και στις προβλεπόμενες τιμές. Δεδομένου ότι χρησιμοποιεί τετραγωνισμένες τιμές, η τιμή της είναι πιο αμερόληπτη από το απλό άθροισμα των διαφορών μεταξύ παρατηρούμενων και προβλεπόμενων τιμών.

Το RMSE δίνεται από τον τύπο:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum (y - \hat{y})^2}{n}}$$

Το RMSE μας δείχνει πόσο μακριά από την παρατηρούμενη τιμή, βρίσκονται οι τιμές πρόβλεψης.

Το nRMSE μπορεί να το βρει κανείς στη βιβλιογραφία με πολλούς ορισμούς. Ο πιο συνηθισμένος είναι η διαίρεση της RMSE με τη μέση τιμή:

$$nRMSE = \frac{RMSE}{\bar{y}}$$

Όσο μικρότερη είναι η τιμή nRMSE, τόσο καλύτερα αποτελέσματα έχει η πρόβλεψη σε σχέση με τις πραγματικές τιμές. Το nRMSE είναι το κριτήριο που χρησιμοποιείται συχνότατα για τη σύγκριση αποτελεσμάτων μεταξύ μοντέλων πρόβλεψης και είναι αυτό που θα χρησιμοποιήσουμε στην παρούσα μελέτη.

Μελέτη περίπτωσης

Η εταιρεία

Ιστορία

Η εταιρεία της οποίας τα δεδομένα θα χρησιμοποιήσουμε, ιδρύθηκε το 1965 ως θυγατρική μεγάλης εταιρείας. Το 1980, έγινε ανώνυμη εταιρεία. Οι εργαζόμενοι σε όλες τις εγκαταστάσεις είναι γύρω στα 150 άτομα. Οι εγκαταστάσεις της βρίσκονται στην Παιανία Αττικής, και περιλαμβάνουν κτήρια και αποθήκες συνολικής επιφάνειας 20.000 τετραγωνικών μέτρων. Έχει υποκαταστήματα στις πόλεις Θεσσαλονίκη, Καβάλα, Κομοτηνή, Καλαμάτα, Ρόδο, Χανιά, Ρέθυμνο, και Ηράκλειο.

Προϊόντα

Τα προϊόντα της εταιρείας με τις περισσότερες πωλήσεις, είναι τα δημητριακά της εταιρείας Kellogg (σε μορφή νιφάδων ή μπαρών). Από το 2014 που η Kellogg εξαγόρασε την Pringle's, τα σνακ της τελευταίας, αποτελούν σημαντικό μερίδιο του τζίρου της εταιρείας.

Άλλα γνωστά προϊόντα που εισάγει, είναι το τσάι Twinning, οι μπαταρίες Duracell, οι χυμοί V8, τα είδη ζαχαροπλαστικής της Vahine και της Asolo, οι σάλτσες Kikkoman και άλλα. Επίσης, η εταιρεία έχει δημιουργήσει και τη σειρά προϊόντων Εδέμ, που περιέχει τουρσιά, έτοιμα φαγητά αλλά και μαρμελάδες και κομπόστες.

Εποχικότητα των προϊόντων

Τα προϊόντα της εταιρείας, λόγω της φύσης τους έχουν έντονα εποχικό χαρακτήρα. Αρκετά προϊόντα της χρησιμοποιούνται τόσο στις δίαιτες όσο και κατά τη διάρκεια των νηστειών. Πολλοί καταναλωτές, επιλέγουν να ξεκινήσουν μια δίαιτα

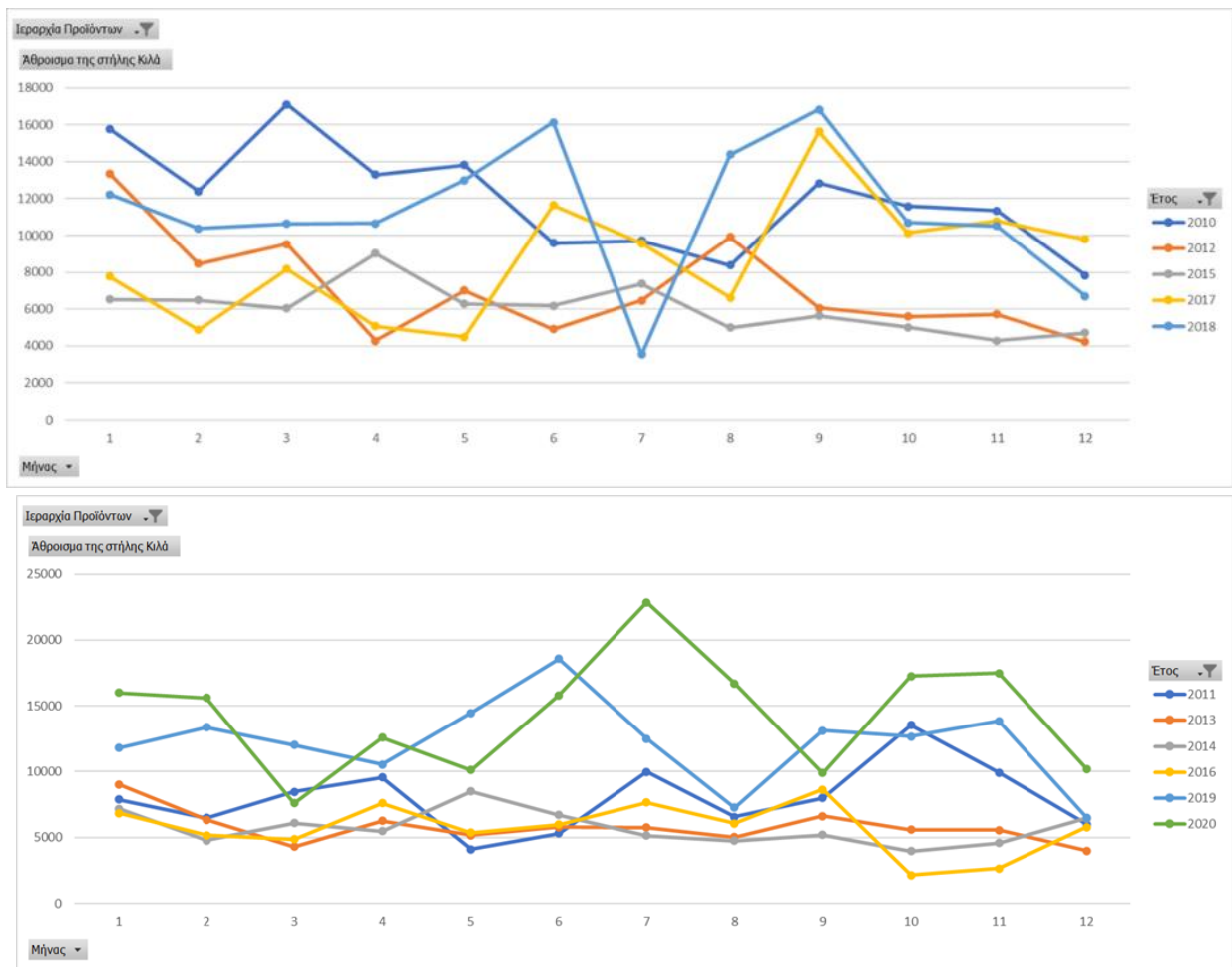
αδυνατίσματος κατά τη διάρκεια της περιόδου της μεγάλης σαρακοστής, ώστε να τη συνδυάσουν και με θρησκευτική νηστεία. Αυτό το μοτίβο ακολουθείται και από λιγότερο ή και καθόλου τυπικούς σε θέματα νηστείας, μόνο και μόνο για συμπαράσταση σε μέλη της οικογένειας που νηστεύουν. Γι' αυτό το λόγο οι πωλήσεις συγκεκριμένων προϊόντων παρουσιάζουν άνοδο λίγο πριν την έναρξη αυτής της περιόδου. Άλλα πάλι, όπως οι μπαταρίες, παρουσιάζουν παρόμοια εποχικότητα για διαφορετικούς λόγους (ποιος θα κάνει δώρο Χριστουγέννων ή Πάσχα χωρίς να αγοράσει και μπαταρίες;).

Καθαρή Δευτέρα
15/2/2010
7/3/2011
27/2/2012
18/3/2013
3/3/2014
23/2/2015
14/3/2016
27/2/2017
19/2/2018
11/3/2019
2/3/2020
15/3/2021
7/3/2022

Εικόνα 3: Οι ημερομηνίες έναρξης της σαρακοστής για τα έτη 2010 - 2022

Το πρόβλημα με αυτού του είδους την εποχικότητα, είναι ότι συμβαίνει διαφορετικές ημερομηνίες κάθε χρόνο. Στην Εικόνα 3 βλέπουμε τις ημερομηνίες που αρχίζει η σαρακοστή για τα έτη 2010 – 2022. Στην εικόνα 4 έχουμε ξεχωρίσει τις χρονιές για τις πωλήσεις των προϊόντων Kellogg's Krave σε κιλά: Επάνω, οι χρονιές που η σαρακοστή ξεκινάει μέσα στο Φεβρουάριο και κάτω οι χρονιές που η σαρακοστή ξεκινάει το Μάρτιο.

Όταν λοιπόν η σαρακοστή ξεκινάει νωρίς έχουμε μια άνοδο πωλήσεων μέσα στο Μάρτιο, ενώ όταν ξεκινάει αργά, η άνοδος γίνεται μέσα στον Απρίλιο.



Εικόνα 4: Επάνω, η ανά μήνα διακύμανση των προϊόντων Kellogg's Krave όταν η σαρακοστή ξεκινάει μέσα στο Φεβρουάριο και κάτω η διακύμανση των ίδιων προϊόντων όταν η σαρακοστή ξεκινάει το Μάρτιο.

Μεθοδολογία προβλέψεων

Στην εργασία χρησιμοποιούνται πραγματικά δεδομένα πωλήσεων των προϊόντων της εταιρείας που αφορούν την περίοδο 2010 – 2019. Τα δεδομένα αυτά δεν συμπεριλαμβάνουν δεδομένα που αφορούν προωθητικές ενέργειες διότι αυτά δεν επιτρέπεται να χρησιμοποιηθούν. Αποτέλεσμα αυτού είναι ότι οι οποιεσδήποτε προβλέψεις στις οποίες θα οδηγηθούμε να είναι δεν λαμβάνουν υπ' όψη δεδομένα που αφορούν προωθητικές ενέργειες.

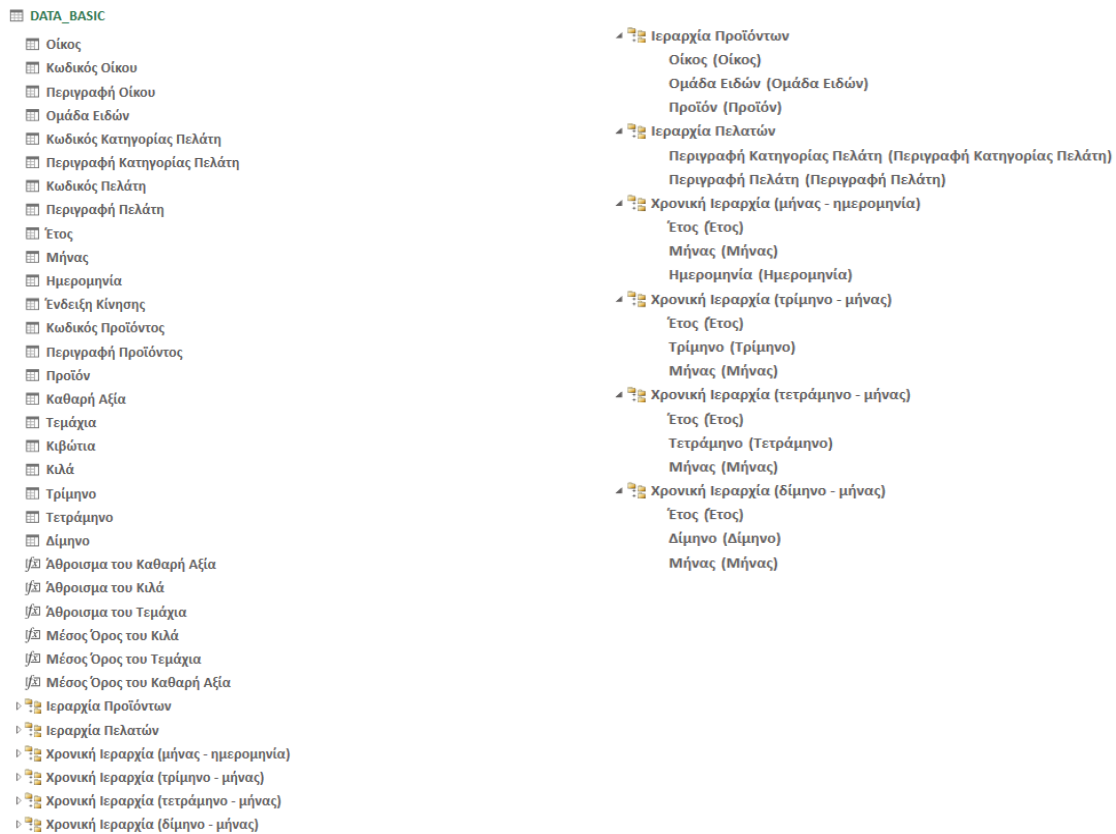
Στη βάση δεδομένων του Data Warehouse, ο πίνακας κινήσεων είναι προφανώς εξαιρετικά λεπτομερής, σε επίπεδο γραμμής παραστατικού. Ωστόσο, για τους σκοπούς της εργασίας αυτής, μια τέτοια ανάλυση τέτοιου βάθους θα ήταν υπερβολική. Έτσι, χρησιμοποιήθηκαν οι εξής ομαδοποιήσεις:

Οι μεγάλοι πελάτες, κρατήθηκαν ως έχουν. Οι μικρότεροι όμως, ομαδοποιήθηκαν κάτω από μια κοινή κατηγορία με το όνομα «Λοιποί Πελάτες».

Κάθε μέρα, καταχωρούνται πολλές κινήσεις από τους μεγάλους πελάτες, επομένως μπορούν να έχουν πολλά παραστατικά με τα ίδια προϊόντα. Έγινε λοιπόν ομαδοποίηση των δεδομένων των ειδών σε επίπεδα Ημέρας → Πελάτη → Προϊόντος. Γράφτηκαν τα κατάλληλα ερωτήματα στη βάση δεδομένων και οι εγγραφές που προέκυψαν ξεπέρασαν τα 3.500.000. Αφού λοιπόν, δεν χωρούσαν σε φύλλο του Excel, έγινε εισαγωγή τους σε μοντέλο δεδομένων του εργαλείου Power Query του Excel. Μια περαιτέρω επεξεργασία αυτών των δεδομένων (δημιουργία ιεραρχιών και συναρτήσεων αθροισμάτων) έγινε στο Power Query με τη χρήση της γλώσσας M⁴.

Στο μοντέλο δεδομένων, μπήκαν και οι ιεραρχίες που αναφέρθηκαν παραπάνω. Στην Εικόνα 5, φαίνεται το μοντέλο δεδομένων, ενώ στην Εικόνα 6 επεκτάθηκαν οι ιεραρχίες του μοντέλου για να φανούν καλύτερα.

⁴ Η γλώσσα M δημιουργήθηκε από τη Microsoft για χρήση στα Business Intelligence εργαλεία της.



Εικόνα 6: Το μοντέλο δεδομένων

Εικόνα 6: Οι ιεραρχίες του μοντέλου

Οι προβλέψεις γίνονται σε επίπεδο ομάδας ειδών. Αυτή η επιλογή έγινε επειδή η εταιρεία αρκετές φορές αντικαθιστά κωδικούς με άλλους, νέους και η μετάβαση μπορεί να κρατήσει 2 – 3 μήνες, οπότε θα πρέπει να προστεθούν οι ποσότητες των κωδικών για τη συγκεκριμένη περίοδο, οπότε μια τέτοια μελέτη θα πρέπει να γίνει «επί του πεδίου» και ξεφεύγει από τα πλαίσια της παρούσας εργασίας.

Οι μέθοδοι που χρησιμοποιήθηκαν, ήταν αυτές που συνιστώνται από τη βιβλιογραφία για τις προβλέψεις εποχικών δεδομένων. Ήτοι η μέθοδος του δείκτη εποχικότητας και η μέθοδος Holt. Για τη μέθοδο του δείκτη εποχικότητας, πρέπει να γίνει κάποια πρόβλεψη για τις συνολικές πωλήσεις του επόμενου έτους. Για αυτό, χρησιμοποιήθηκε πάλι η Holt.

Για την πρόβλεψη από τάση, χρησιμοποιήθηκε είτε γραμμική είτε δευτεροβάθμια πολυωνυμική γραμμή τάσης. Χρησιμοποιήθηκαν κατάλληλες φόρμουλες στο Excel, οι οποίες υπολογίζουν τους συντελεστές των εξισώσεων των γραμμών τάσεων που χρησιμοποιούνται στην πρόβλεψη. Από την έρευνα που έγινε, διαπιστώθηκε ότι δεν υπήρξαν ικανοποιητικά αποτελέσματα με άλλες προσεγγίσεις (π.χ. λογαριθμική ή εκθετική).

Υπήρξε πειραματισμός για τον τρόπο που θα γίνει η ομαδοποίηση των χρονικών περιόδων. Προκειμένου να εξομαλυνθεί η κινητή περίοδος της σαρακοστής, δοκιμάστηκαν μοντέλα σε μηνιαία, διμηνιαία, και τρίμηνη χρονική βάση. Η ιδέα είναι η εξής: Δεδομένου ότι τα περισσότερα από τα προϊόντα είναι νηστίσιμα, υπάρχει μια μεγάλη άνοδος των πωλήσεων κατά τη διάρκεια της σαρακοστής. Επίσης, πολύς κόσμος συνδυάζει τη νηστεία με την προ-καλοκαιρινή του δίαιτα. Επομένως, ακόμα κι αν κάποιος δεν νηστεύει, μπορεί να καταναλώσει δημητριακά. Το πρόβλημα που προκύπτει με τη σαρακοστή, είναι ότι δεν έχει σταθερή ημερομηνία έναρξης, και μπορεί να βρίσκεται οπουδήποτε μεταξύ των μέσων του Φεβρουαρίου και των μέσων του Μαρτίου. Άρα, οι δείκτες εποχικότητας του Φεβρουαρίου και του Μαρτίου θα παρουσιάζουν μεγάλη διακύμανση. Λογικά, το ίδιο θα συμβαίνει αν χρησιμοποιήσουμε περίοδο διμήνου, αφού ο Φεβρουάριος με το Μάρτιο θα είναι ξεχωριστά. Πράγμα που περιμένουμε να συμβαίνει σε μικρότερο βαθμό αν χρησιμοποιήσουμε τρίμηνη περίοδο, όπου θα συγχωνευτούν ο Φεβρουάριος και ο Μάρτιος.

Όλα τα δεδομένα, αναφέρονται σε ποσότητες πώλησης σε κιλά.

Περιγραφή του εργαλείου

Η ευρεία διάδοση του Excel και η εμπειρία που έχουν όλα τα στελέχη της εταιρείας με τη χρήση του, είναι ο λόγος που επιλέχθηκε το συγκεκριμένο πρόγραμμα για τη δημιουργία του εργαλείου. Οι αυξημένες δυνατότητες των τελευταίων εκδόσεών του και τα εργαλεία που προσφέρει, είναι ένας ακόμα λόγος για να «τολμήσει» κάποιος να δημιουργήσει ένα εργαλείο προβλέψεων για χρήστες οι οποίοι δεν έχουν εμπειρία σε άλλα λογισμικά προβλέψεων.

Οι υπεύθυνοι πωλήσεων της εταιρείας που δίνουν τις προβλέψεις στο τμήμα αγορών προκειμένου να κάνει τις δέουσες παραγγελίες, είναι έμπειροι χρήστες του Excel, και το χειρίζονται με άνεση. Το εργαλείο Excel που δημιουργήθηκε, φιλοδοξεί να προσθέσει μια μαθηματική βάση στις προβλέψεις που γίνονται από το τμήμα πωλήσεων, διότι μέχρι στιγμής γίνονται με εμπειρικές μεθόδους.

Δεδομένου ότι στην εταιρεία όλοι οι ενδιαφερόμενοι χρησιμοποιούν την έκδοση 64bit του Microsoft Office 365, το εργαλείο δημιουργήθηκε με τη

συγκεκριμένη έκδοση. Επομένως, για να χρησιμοποιηθεί σωστά, ο χρήστης πρέπει να έχει στην κατοχή του μια από τις νεότερες εκδόσεις του Excel, οι οποίες υποστηρίζουν το Power Pivot (μεταγενέστερη από την έκδοση του 2013).

Για τη συγκεκριμένο πόνημα, τα δεδομένα εισήχθησαν σε μοντέλο δεδομένων λόγω του περιορισμού των 1.048.576 γραμμών που δέχεται το Excel⁵. Σε κανονικές συνθήκες εργασίας, θα δημιουργηθεί μια απ' ευθείας σύνδεση στο Data Warehouse της εταιρείας είτε μέσω ODBC είτε μέσω OLEDB αντί για εισαγωγή σε μοντέλο δεδομένων.

Κατά τη δημιουργία του εργαλείου, έγινε εκτεταμένη χρήση συγκεντρωτικών πινάκων και αντίστοιχων γραφημάτων. Όλοι οι πίνακες και τα γραφήματα, συνδέθηκαν μεταξύ τους μέσω του εργαλείου του Excel που ονομάζεται αναλυτής. Επιλέγοντας πχ έναν οίκο στον αναλυτή, αμέσως επιλέγεται σαν φίλτρο ο ίδιος οίκος σε όλους τους συγκεντρωτικούς πίνακες και στα γραφήματα.

Για την πρόβλεψη, δοκιμάζονται και συγκρίνονται τρία μοντέλα:

1. Μέθοδος εκθετικής εξομάλυνσης με τάση για πρόβλεψη πωλήσεων όλου του επόμενου έτους σε συνδυασμό με μέθοδο των δεικτών για προβλέψεις περιόδου μήνα, διμήνου και τριμήνου.
2. Μέτρηση γραμμικής ή δευτεροβάθμιας πολυωνυμικής τάσης στα δεδομένα ανά μήνα, δίμηνο ή τρίμηνο.
3. Αποεποχικοποίηση των δεδομένων με χρήση των δεικτών που υπολογίστηκαν στην πρώτη μέθοδο και κατόπιν μέτρηση τάσης όπως στη δεύτερη μέθοδο.

Αρχικά, για τη συνολική πρόβλεψη του επόμενου έτους, χρησιμοποιήθηκε η μέθοδος της εκθετικής εξομάλυνσης με τάση. Παρατηρώντας την πορεία των πωλήσεων από τα έτη 2010 – 2019, ο χρήστης πρέπει να επιλέξει τις τιμές της παραμέτρου εξομάλυνσης α και της σταθεράς εξομάλυνσης β , ανάλογα με το ποια δεδομένα θέλει να βαρύνουν περισσότερο στην πρόβλεψη. Το αποτέλεσμα αυτό, χρησιμοποιείται για να εφαρμοστεί η μέθοδος των δεικτών με βάση τα δεδομένα των προηγούμενων ετών. Συγκεκριμένα, υπολογίζονται δείκτες για μήνα, δίμηνο και τρίμηνο στα αντίστοιχα φύλλα του Excel.

⁵ Συγκεκριμένα, 1.048.576 γραμμές και 16.384 στήλες.

Οι άλλες δύο μέθοδοι (2 και 3) είναι παρόμοιες με τη μόνη διαφορά τους τη χρήση αποεπιχοποιημένων δεδομένων στην τρίτη μέθοδο. Τα δεδομένα, είτε αποεπιχοποιημένα είτε όχι, ορίζουν γραμμές τάσης. Εδώ, εξετάστηκαν η γραμμική και η πολυωνυμική τάση δευτέρου βαθμού για περιόδους μήνα, διμήνου ή τριμήνου.

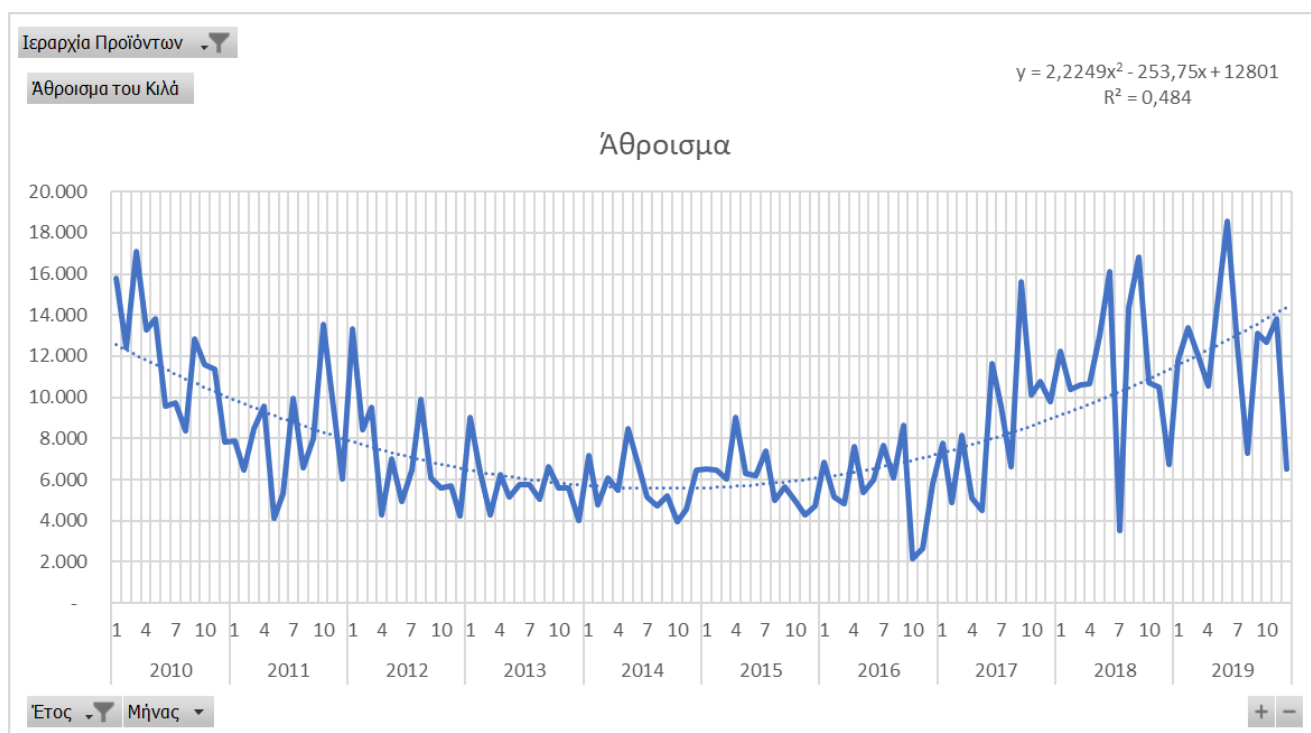
Προκειμένου να δημιουργηθούν οι γραμμές τάσης, έπρεπε να υπολογιστούν είτε τα a, b της γραμμικής τάσης $y = ax + b$ είτε τα a, b και c της πολυωνυμικής τάσης $y = ax^2 + bx + c$. Ενώ για τη γραμμική τάση η κλίση a δίνεται από τη συνάρτηση SLOPE του Excel και η τομή με τον άξονα y με τη συνάρτηση INTERCEPT, για τη δευτεροβάθμια πολυωνυμική, χρειάστηκε έρευνα στις οδηγίες του Excel για να βρεθεί η συνάρτηση LINEST σε συνδυασμό με τη συνάρτηση INDEX για τον υπολογισμό των σταθερών όρων.

Στο τελευταίο φύλο του Excel, υπάρχει μια σύνοψη των αποτελεσμάτων για την κάθε μέθοδο. Από εκεί, βλέποντας το nRMSE, μπορούμε να κρίνουμε ποια μέθοδος έδωσε καλύτερα αποτελέσματα.

Προβλέψεις για διάφορες ομάδες προϊόντων

Τα προϊόντα KRAVE

Τα προϊόντα KRAVE, παρουσιάζουν την εποχικότητα που αναφέρθηκε παραπάνω. Στην *Εικόνα 7*, φαίνεται η διακύμανση των πωληθέντων κιλών για τα έτη 2010 – 2019 ανά μήνα. Βλέπουμε ότι όταν η σαρακοστή ξεκινάει αργά, έχουμε άνοδο τον Απρίλιο, ενώ όταν είναι νωρίς, η άνοδος ξεκινάει από το Μάρτιο ενώ τον Απρίλιο παρατηρείται πτώση.



Εικόνα 7: Πωλήσεις προϊόντων KRAVE από 2010-2029

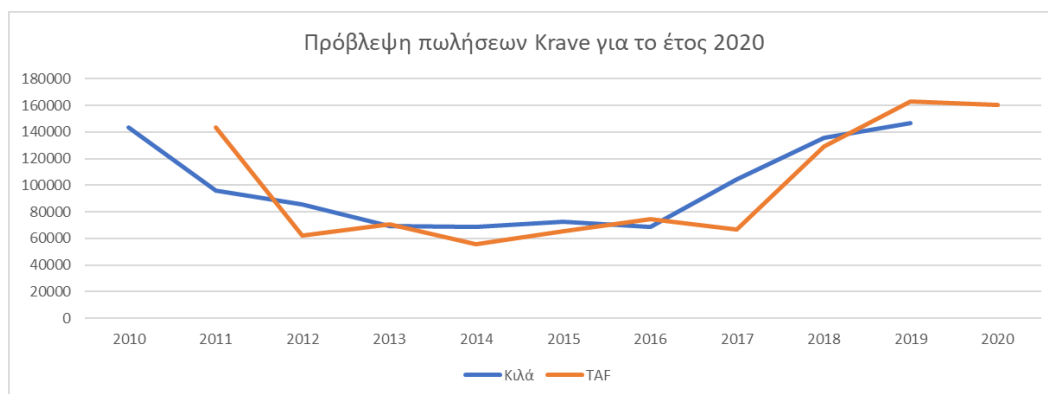
Επειδή από το σχήμα βλέπουμε ότι η τάση δεν είναι γραμμική, προτιμήθηκε η πολυωνυμική γραμμή τάσης. Πράγματι, το R^2 που δίνει, είναι το καλύτερο συγκριτικά με τις άλλες γραμμές.

Πρόβλεψη πωλήσεων έτους 2020.

Όπως γράφτηκε παραπάνω, χρησιμοποιήθηκε η μέθοδος Holt για να προβλεφθεί ολόκληρο το έτος 2020. Στην εικόνα 8, φαίνονται οι υπολογισμοί.

Ιεραρχία Προϊόντων 06. KRAVE				α	0,5
Ετικέτες γραμμής				β	0,9
Ετικέτες γραμμής	Άθροισμα του Κιλά				
2010	143.621				
2011	95.823	143.621	0	143.621	
2012	85.509	119.722	-21.509	98.213	
2013	69.449	102.615	-17.547	85.068	
2014	68.841	86.032	-16.679	69.353	
2015	72.529	77.437	-9.404	68.033	
2016	68.741	74.983	-3.149	71.834	
2017	104.538	71.862	-3.124	68.738	
2018	135.697	88.200	14.392	102.591	
2019	146.719	111.948	22.813	134.761	
2020		129.334	17.928	147.262	

Εικόνα 8: Πρόβλεψη πωλήσεων προϊόντων KRAVE με τη μέθοδο Holt



Εικόνα 9: Γράφημα της πρόβλεψη πωλήσεων KRAVE για το έτος 2020 με τη μέθοδο Holt

Συνήθως στη μέθοδο Holt, προσπαθούμε να χρησιμοποιήσουμε μικρές τιμές για τις σταθερές α και β . Όμως, βλέποντας τα δεδομένα στο σχήμα 9 (μπλε γραμμή), βλέπουμε ότι μετά την οικονομική κρίση των ετών 2008 – 2016, οι πωλήσεις άρχισαν να ανακάμπτουν ταχύτατα. Θεωρήθηκε λοιπόν σωστό να δοθεί περισσότερο βάρος στην τάση των τελευταίων ετών, παρά στα έτη της κρίσης. Γι' αυτό και η αυξημένη τιμή της β .

Για να χρησιμοποιηθεί λοιπόν η μέθοδος με τους δείκτες εποχικότητας, ως αρχική πρόβλεψη για τις πωλήσεις όλου του 2020 χρησιμοποιήθηκε η τιμή 147.262 κιλά.

Μηνιαίοι δείκτες εποχικότητας

Παρακάτω, φαίνονται οι πωλήσεις ανά μήνα για το έτη 2010 – 2020 (Το 2020, μπήκε για να γίνουν οι συγκρίσεις. Οι προβλέψεις, αφορούν αυτό το έτος):

Ιεραρχία Γ06. ΚΡΑ														
Άθροισμα Ετικέτε														
Ετικέτε	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	Γενικό Άθροισμα	
2010	15.773	12.382	17.099	13.291	13.812	9.596	9.713	8.377	12.832	11.579	11.342	7.826	143.621	
2011	7.888	6.482	8.469	9.551	4.116	5.315	9.971	6.581	7.995	13.526	9.925	6.005	95.823	
2012	13.358	8.449	9.522	4.277	7.003	4.910	6.466	9.919	6.057	5.606	5.715	4.227	85.509	
2013	9.028	6.353	4.299	6.258	5.172	5.779	5.769	5.017	6.624	5.591	5.571	3.990	69.449	
2014	7.176	4.779	6.106	5.480	8.488	6.717	5.135	4.737	5.210	3.976	4.574	6.464	68.841	
2015	6.528	6.477	6.039	9.027	6.282	6.171	7.362	5.000	5.639	5.013	4.281	4.711	72.529	
2016	6.843	5.175	4.851	7.597	5.360	5.991	7.659	6.055	8.645	2.138	2.638	5.790	68.741	
2017	7.769	4.869	8.176	5.072	4.479	11.641	9.571	6.615	15.632	10.141	10.778	9.794	104.538	
2018	12.230	10.379	10.629	10.647	12.998	16.137	3.533	14.392	16.818	10.698	10.521	6.715	135.697	
2019	11.794	13.373	12.027	10.552	14.476	18.581	12.515	7.263	13.120	12.662	13.844	6.514	146.719	
2020	16.014	15.600	7.595	12.585	10.116	15.806	22.866	16.711	9.889	17.264	17.497	10.206	172.149	

Εικόνα 10: Πωλήσεις προϊόντων ΚΡΑΥΕ ανά μήνα για τα έτη 2010-2020.

Στην εικόνα 11, φαίνονται οι υπολογισμοί για τους μηνιαίους εποχικούς δείκτες:

Έτος	Μέσος Όρος	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
2010	11.968	1,3178	1,0345	1,4287	1,1105	1,1541	0,8017	0,8116	0,6999	1,0722	0,9674	0,9477	0,6539
2011	7.985	0,9878	0,8117	1,0605	1,1961	0,5155	0,6656	1,2487	0,8242	1,0012	1,6939	1,2429	0,7520
2012	7.126	1,8746	1,1857	1,3363	0,6001	0,9827	0,6891	0,9074	1,3920	0,8500	0,7867	0,8020	0,5933
2013	5.787	1,5599	1,0977	0,7428	1,0812	0,8936	0,9986	0,9969	0,8668	1,1445	0,9660	0,9625	0,6895
2014	5.737	1,2509	0,8331	1,0643	0,9552	1,4796	1,1708	0,8951	0,8257	0,9082	0,6930	0,7974	1,1267
2015	6.044	1,0801	1,0716	0,9992	1,4935	1,0393	1,0211	1,2181	0,8272	0,9330	0,8293	0,7082	0,7794
2016	5.728	1,1946	0,9034	0,8468	1,3262	0,9356	1,0458	1,3370	1,0570	1,5092	0,3731	0,4605	1,0107
2017	8.711	0,8918	0,5590	0,9385	0,5822	0,5142	1,3363	1,0987	0,7593	1,7944	1,1641	1,2372	1,1243
2018	11.308	1,0815	0,9178	0,9399	0,9416	1,1495	1,4271	0,3124	1,2727	1,4872	0,9461	0,9304	0,5938
2019	12.227	0,9646	1,0938	0,9836	0,8630	1,1840	1,5197	1,0236	0,5940	1,0731	1,0356	1,1323	0,5328
Δείκτης		1,2204	0,9508	1,0341	1,0150	0,9848	1,0676	0,9849	0,9119	1,1773	0,9455	0,9221	0,7856

Εικόνα 11: Μηνιαίοι δείκτες

Χρησιμοποιώντας τους παραπάνω δείκτες, μπορούμε να εξάγουμε τα δεδομένα ως εξής:

Deseasonalized data													
Έτος	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	
2010	19.248	13.022	16.536	13.095	14.026	8.988	9.862	9.186	10.900	12.245	12.300	9.962	
2011	9.626	6.817	8.190	9.410	4.180	4.978	10.123	7.217	6.791	14.305	10.763	7.644	
2012	16.301	8.886	9.208	4.213	7.111	4.599	6.565	10.877	5.145	5.929	6.198	5.381	
2013	11.017	6.681	4.157	6.165	5.251	5.413	5.858	5.501	5.626	5.913	6.041	5.079	
2014	8.757	5.027	5.905	5.399	8.619	6.291	5.213	5.195	4.425	4.205	4.961	8.227	
2015	7.967	6.812	5.840	8.894	6.379	5.781	7.475	5.483	4.790	5.301	4.642	5.996	
2016	8.351	5.443	4.691	7.485	5.442	5.612	7.776	6.640	7.343	2.261	2.861	7.369	
2017	9.481	5.121	7.906	4.997	4.548	10.904	9.717	7.254	13.278	10.725	11.689	12.466	
2018	14.925	10.915	10.279	10.490	13.199	15.116	3.587	15.782	14.285	11.315	11.410	8.547	
2019	14.393	14.064	11.631	10.396	14.699	17.404	12.706	7.965	11.144	13.391	15.014	8.291	

Εικόνα 12: Δεδομένα πωλήσεων μετά τη χρήση των εποχικών δεικτών

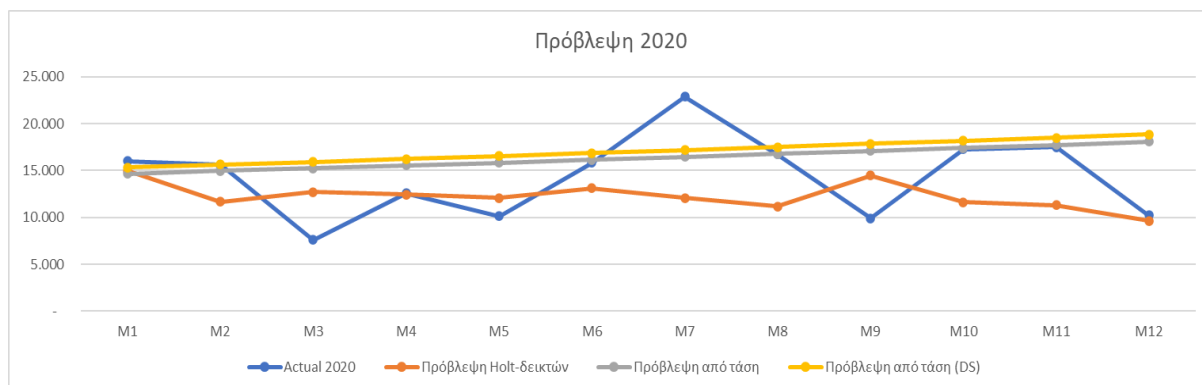
Το γράφημα της εικόνας 7, γίνεται ως εξής:



Εικόνα 13: Γράφημα των δεδομένων μετά τη χρήση των μηνιαίων δεικτών εποχικότητας.

Φαίνεται ότι η διαφορά ήταν προς το καλύτερο μεν, πολύ μικρή δε. Τα παραπάνω αποτελέσματα, συνοψίζονται στον παρακάτω πίνακα:

Μήνας	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	M8	M9	M10	M11	M12	Σύνολο
Actual 2020	16.014	15.600	7.595	12.585	10.116	15.806	22.866	16.711	9.889	17.264	17.497	10.206	172.149
Πρόβλεψη Holt-δεικτών	14.976	11.668	12.690	12.455	12.085	13.101	12.087	11.191	14.447	11.603	11.316	9.641	147.262
	6%	25%	-67%	1%	-19%	17%	47%	33%	-46%	33%	35%	6%	14%
Πρόβλεψη από τάση	14.672	14.959	15.250	15.546	15.846	16.151	16.460	16.774	17.092	17.414	17.741	18.073	195.979
	8%	4%	-101%	-24%	-57%	-2%	28%	0%	-73%	-1%	-1%	-77%	-14%
Πρόβλεψη από τάση (DS)	15.339	15.636	15.937	16.242	16.552	16.867	17.186	17.509	17.837	18.170	18.507	18.849	204.632
	4%	0%	-110%	-29%	-64%	-7%	25%	-5%	-80%	-5%	-6%	-85%	-19%
x		121	122	123	124	125	126	127	128	129	130	131	132



Εικόνα 14: Μηνιαίες προβλέψεις για το έτος 2020 και σύγκριση με τα πραγματικά δεδομένα

Διμηνιαίοι δείκτες εποχικότητας

Στον επόμενο πίνακα, βλέπουμε τις πωλήσεις των KRAVE ανά δίμηνο. Κι εδώ, το έτος 2020 μπήκε για λόγους σύγκρισης.

Ιεραρχία Προϊόντων 06. KRAVE								
Άθροισμα του Κιλά Ετικέτες σι								
Ετικέτες γραμμής	D1	D2	D3	D4	D5	D6	Γενικό Άθροισμα	
2010	28.154	30.390	23.408	18.090	24.411	19.168	143.621	
2011	14.370	18.020	9.431	16.552	21.521	15.930	95.823	
2012	21.807	13.799	11.913	16.385	11.663	9.942	85.509	
2013	15.381	10.556	10.951	10.786	12.215	9.561	69.449	
2014	11.955	11.586	15.205	9.872	9.186	11.038	68.841	
2015	13.005	15.066	12.453	12.362	10.652	8.991	72.529	
2016	12.018	12.447	11.351	13.714	10.783	8.428	68.741	
2017	12.639	13.248	16.121	16.186	25.773	20.572	104.538	
2018	22.609	21.276	29.136	17.925	27.516	17.236	135.697	
2019	25.167	22.578	33.056	19.778	25.782	20.358	146.719	
2020	31.614	20.180	25.922	39.577	27.153	27.704	172.149	

Εικόνα 15: Πωλήσεις προϊόντων KRAVE ανά δίμηνο για τις περιόδους 2010-2020.

Παρακάτω οι εποχικοί δείκτες. Αυτή τη φορά, είναι διμηνιαίοι:

Έτος	Μέσος Μήνας	D1	D2	D3	D4	D5	D6
2010	23.937	1,176190439	1,269592599	0,97790276	0,755739721	1,019794302	0,80078018
2011	15.971	0,899760496	1,128299051	0,590541937	1,036418709	1,347515732	0,99746407
2012	14.251	1,530135118	0,968218118	0,835915675	1,149726124	0,818364814	0,69764015
2013	11.575	1,328794047	0,91199689	0,946079331	0,931856716	1,055259776	0,82601324
2014	11.474	1,041998954	1,009772519	1,325205909	0,860406589	0,800594849	0,96202118
2015	12.088	1,075849232	1,246347138	1,030184582	1,022646192	0,881154025	0,74381883
2016	11.457	1,048988588	1,086466494	0,990725991	1,197034499	0,941170053	0,73561438
2017	17.423	0,7254015	0,760355422	0,925245815	0,929012401	1,479235347	1,18074951
2018	22.616	0,999671143	0,940742112	1,288264213	0,792573903	1,216650684	0,76209794
2019	24.453	1,029178275	0,923332907	1,351821086	0,808807668	1,054328435	0,83253163
Μηνιαίοι Δείκτες		1,085596779	1,024512325	1,02618873	0,948422252	1,061406802	0,85387311

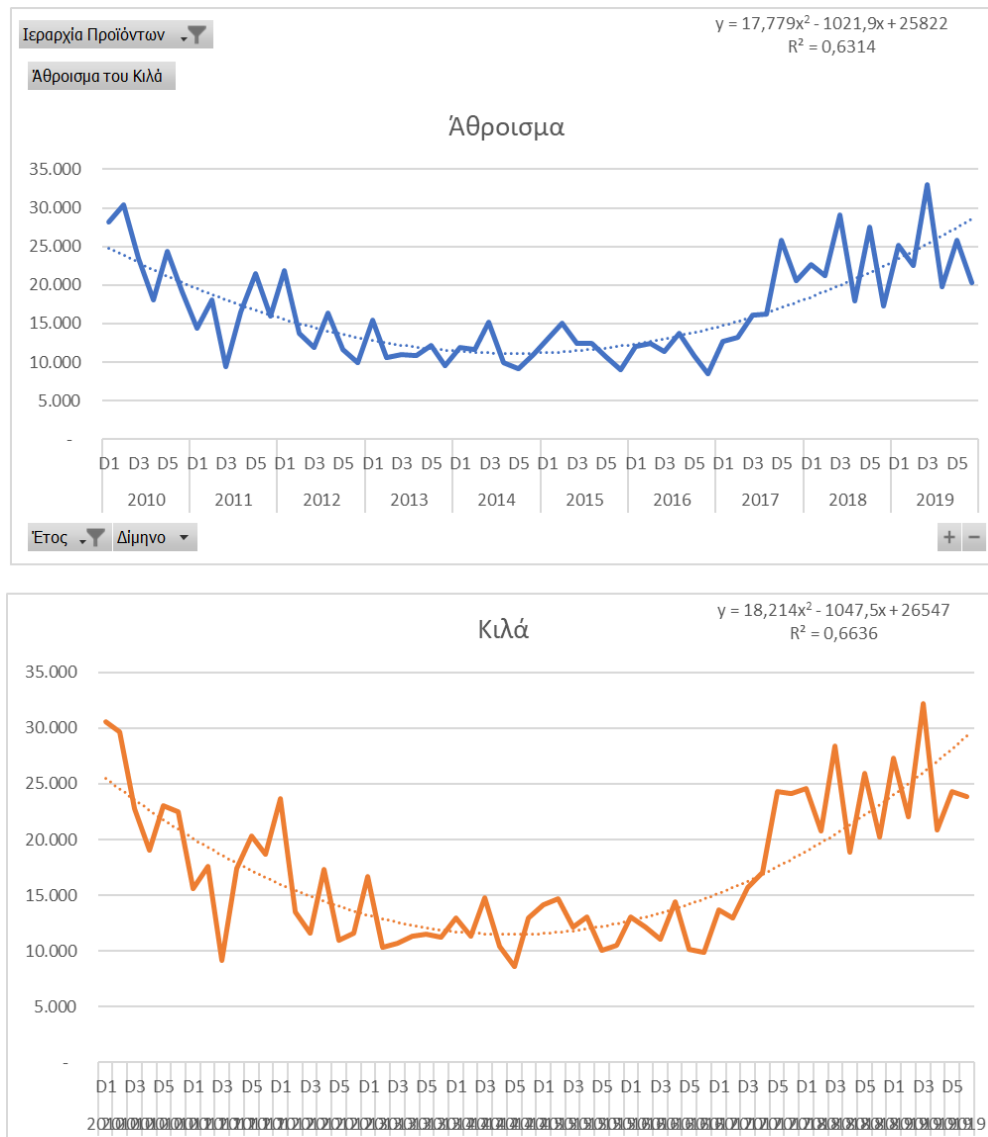
Εικόνα 16: Διμηνιαίοι δείκτες εποχικότητας για τα προϊόντα KRAVE.

Και εδώ οι κινήσεις μετά τη χρήση των διμηνιαίων δεικτών εποχικότητας:

Deseasonalized data							
Έτος	1	2	3	4	5	6	
2010	30.564	29.663	22.810	19.074	22.998	22.448	
2011	15.600	17.588	9.191	17.452	20.275	18.656	
2012	23.673	13.468	11.609	17.276	10.988	11.644	
2013	16.697	10.304	10.671	11.373	11.508	11.197	
2014	12.979	11.308	14.817	10.409	8.654	12.927	
2015	14.118	14.706	12.135	13.034	10.035	10.530	
2016	13.047	12.150	11.061	14.460	10.159	9.870	
2017	13.720	12.931	15.709	17.066	24.282	24.093	
2018	24.544	20.767	28.392	18.900	25.924	20.185	
2019	27.321	22.038	32.213	20.853	24.290	23.842	

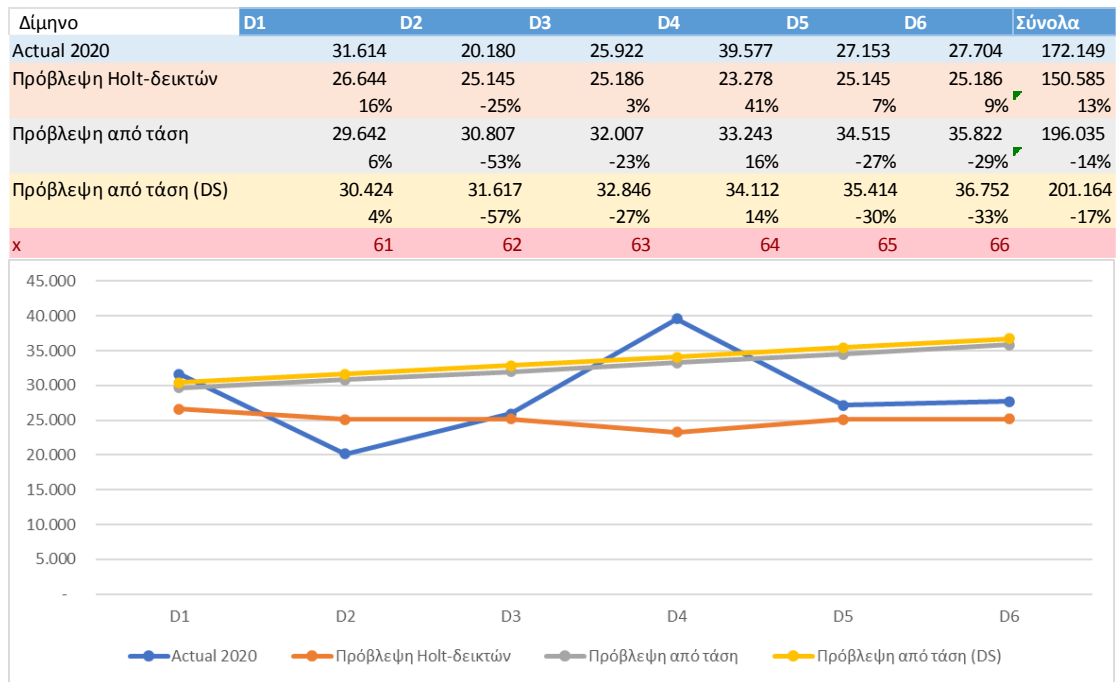
Εικόνα 17: Διμηνιαία δεδομένα μετά τη χρήση των δεικτών εποχικότητας.

Στην Εικόνα 18, φαίνονται τα γραφήματα των πωλήσεων ανά δίμηνο, επάνω χωρίς επεξεργασία και κάτω μετά τη χρήση των δεικτών εποχικότητας. Παρατηρούμε ότι το R^2 στα διμηνιαία αποτελέσματα, είναι σαφώς καλύτερο από αυτό των μηνιαίων αποτελεσμάτων.



Εικόνα 18: Πωλήσεις KRAVE ανά δίμηνο. Επάνω τα δεδομένα χωρίς επεξεργασία και κάτω, μετά τη χρήση των δεικτών εποχικότητας

Οι προβλέψεις, συνοψίζονται παρακάτω:



Εικόνα 19: Σύνοψη διμηνιαίων προβλέψεων KRAVE για το έτος 2020.

Τριμηνιαίοι δείκτες εποχικότητας

Στην επόμενη εικόνα, φαίνονται οι πωλήσεις ανά τρίμηνο:

Ιεραρχία Προϊόντων	06. KRAVE					
Άθροισμα του Κιλά	Ετικέτες στ					
Ετικέτες γραμμής	Q1	Q2	Q3	Q4	Γενικό Άθροισμα	
2010	45.253		36.699	30.922	30.747	143.621
2011	22.838		18.982	24.547	29.456	95.823
2012	31.329		16.190	22.442	15.548	85.509
2013	19.679		17.208	17.410	15.152	69.449
2014	18.061		20.685	15.082	15.014	68.841
2015	19.044		21.480	18.001	14.004	72.529
2016	16.869		18.947	22.359	10.565	68.741
2017	20.814		21.192	31.818	30.713	104.538
2018	33.237		39.783	34.743	27.934	135.697
2019	37.193		43.608	32.898	33.020	146.719
2020	39.209		38.507	49.466	44.968	172.149

Εικόνα 20: Πωλήσεις προϊόντων KRAVE ανά τρίμηνο για τα έτη 2010-2020.

Παρακάτω οι τριμηνιαίοι δείκτες εποχικότητας:

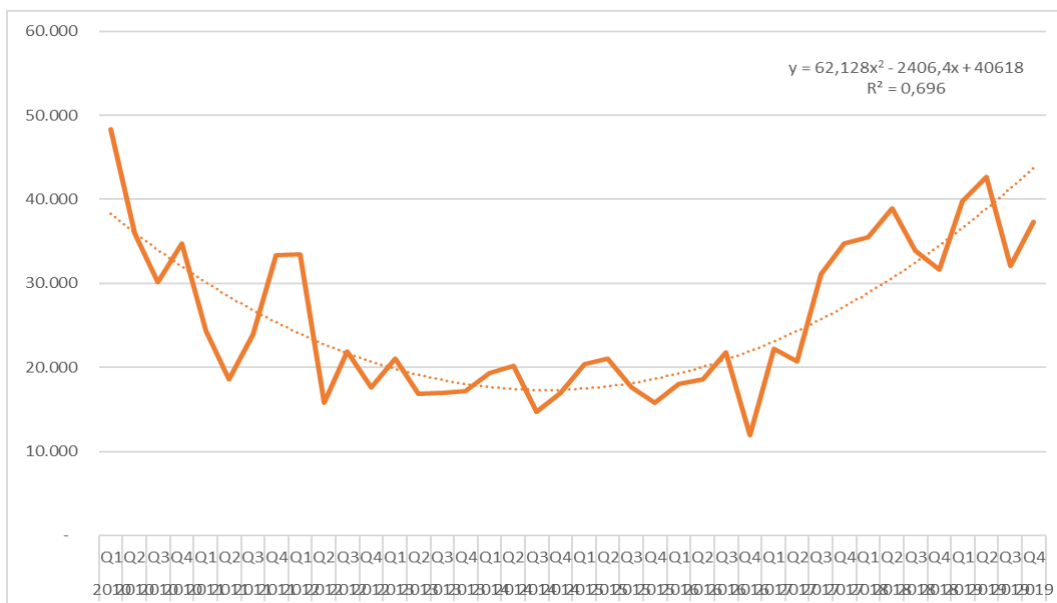
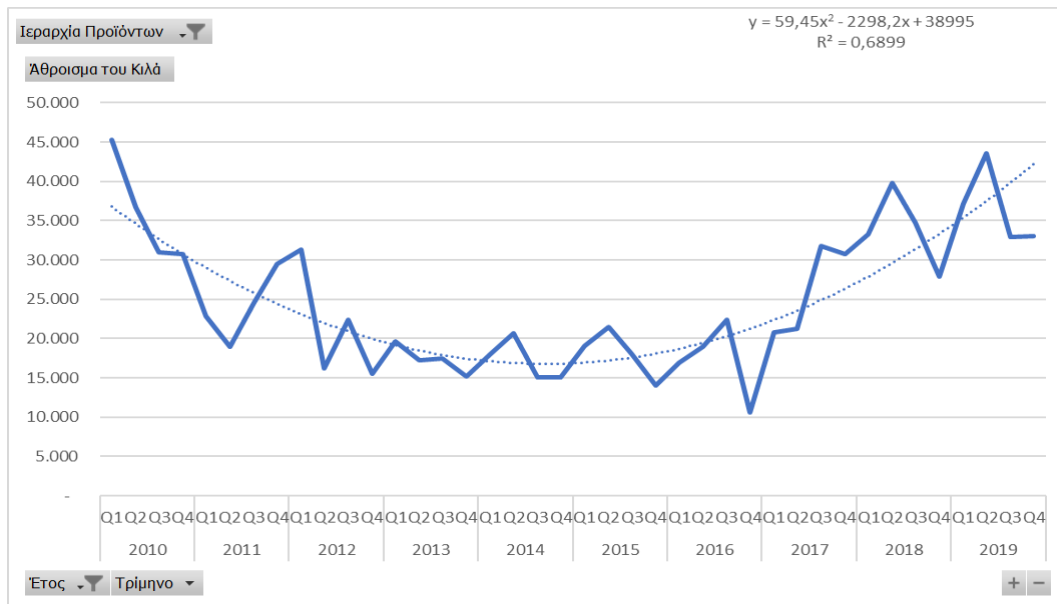
Έτος	Μέσος Μήνας	Q1	Q2	Q3	Q4
2010	35.905	1,26034951	1,022107685	0,86121534	0,85632747
2011	23.956	0,95335149	0,792382831	1,02467049	1,22959519
2012	21.377	1,46551883	0,757327112	1,04982392	0,72733014
2013	17.362	1,13344637	0,991133814	1,00273221	0,87268761
2014	17.210	1,04944001	1,201878241	0,8763237	0,87235804
2015	18.132	1,05028696	1,18463368	0,99275115	0,77232821
2016	17.185	0,98158291	1,102537805	1,30108888	0,61479041
2017	26.134	0,79643573	0,810899425	1,21746118	1,17520366
2018	33.924	0,97975178	1,172699864	1,02412266	0,8234257
2019	36.680	1,01400128	1,188886901	0,89689968	0,90021214
	Μηνιαίοι Δείκτες	1,06841649	1,022448736	1,02470892	0,88442586

Εικόνα 21: Τριμηνιαίοι δείκτες εποχικότητας.

Και παρακάτω, τα δεδομένα μετά τη χρήση των τριμηνιαίων δεικτών εποχικότητας και οι γραφικές παραστάσεις τους:

Έτος	1	2	3	4
2010	48.349	35.893	30.176	34.765
2011	24.401	18.565	23.955	33.305
2012	33.472	15.834	21.901	17.580
2013	21.026	16.831	16.990	17.132
2014	19.297	20.230	14.718	16.975
2015	20.347	21.008	17.567	15.834
2016	18.023	18.531	21.820	11.946
2017	22.238	20.727	31.050	34.727
2018	35.511	38.910	33.905	31.584
2019	39.738	42.651	32.105	37.334

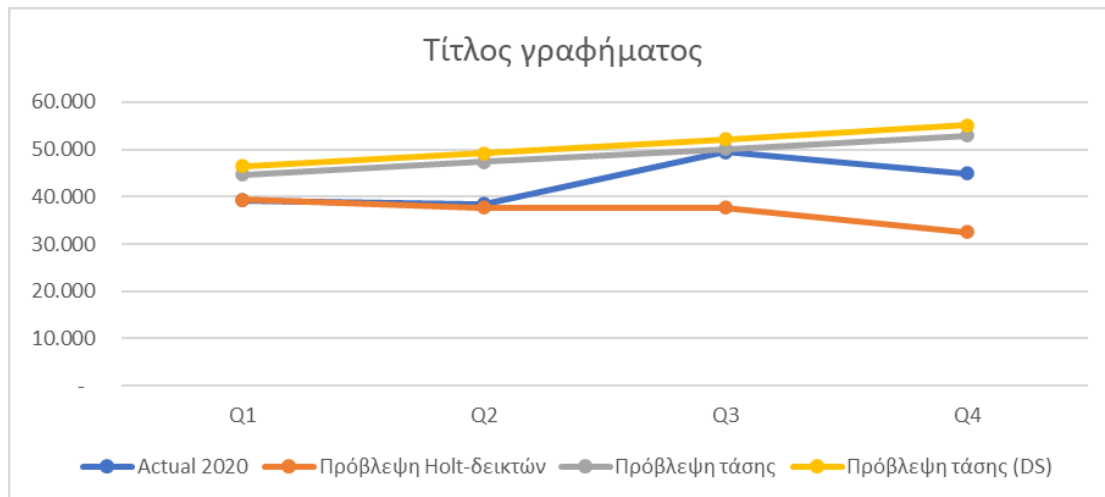
Εικόνα 22: Πωλήσεις ανά τρίμηνο, μετά τη χρήση των δεικτών εποχικότητας.



Εικόνα 23: Γραμμή τάσης προϊόντων KRAVE. Επάνω, τα καθαρά δεδομένα, και κάτω μετά τη χρήση των τριμηνιαίων δεικτών εποχικότητας.

Κι εδώ βλέπουμε μικρή βελτίωση του R^2 μετά τη χρήση των δεικτών εποχικότητας. Στην επόμενη εικόνα, γίνεται σύγκριση των προβλέψεων:

Μήνας	Q1	Q2	Q3	Q4	Σύνολα
Actual 2020	39.209	38.507	49.466	44.968	172.149
Πρόβλεψη Holt-δεικτών	39.334	37.642	37.725	32.560	147.262
	0%	2%	24%	28%	14%
Πρόβλεψη τάσης	44.704	47.340	50.095	52.969	195.110
	-14%	-23%	-1%	-18%	-13%
Πρόβλεψη τάσης (DS)	46.480	49.235	52.114	55.117	202.945
	-19%	-28%	-5%	-23%	-18%
x	41	42	43	44	



Εικόνα 24: Σύγκριση των προβλέψεων για τριμηνιαίους εποχικούς δείκτες.

Σύγκριση των μεθόδων

06. KRAVE	Μηνιαία			Διμηνιαία			Τριμηνιαία		
	MSE	RMSE	nRMSE	MSE	RMSE	nRMSE	MSE	RMSE	nRMSE
Πρόβλεψη Holt-δεικτών	24.932.972	4.993	41%	56.664.990	7.528	30%	258.480.024	16.077	44%
Πρόβλεψη από τάση	42.821.451	6.544	70%	136.970.605	11.703	63%	1.172.538.747	34.242	123%
Πρόβλεψη από τάση (DS)	37.401.124	6.116	62%	126.937.781	11.267	59%	1.036.624.902	32.197	112%

Εικόνα 25: Σύνοψη μεθόδων για τα προϊόντα KRAVE

Από τα παραπάνω, βλέπουμε ότι η μέθοδος πρόβλεψης με τους δείκτες, ήταν αυτή που έδωσε τα καλύτερα αποτελέσματα σε όλες τις περιπτώσεις, πλην αυτής της τριμηνιαίας περιόδου, όπου ήρθε δεύτερη με μικρή διαφορά. Είναι γεγονός πάντως ότι τα KRAVE, δεν είναι προϊόντα πρώτης γραμμής, είναι ακριβότερα και δεν προτιμήθηκαν κατά τη διάρκεια της οικονομικής κρίσης, όπου είχαν μεγάλη πτώση πωλήσεων. Τώρα αρχίζουν να επανέρχονται οι πωλήσεις στα επίπεδα του 2011, οπότε με νεότερη ανάλυση θα βγάλουμε πιο ασφαλή συμπεράσματα. Όσον αφορά τη χρήση γραμμής τάσης, το R^2 , δεν ήταν σε καμία περίπτωση ικανοποιητικό (το

υψηλότερο ήταν 0,69). Το μέσο τετραγωνικό σφάλμα, ήταν μικρότερο με την πρόβλεψη Holt και τη χρήση δίμηνης περιόδου.

Τα προϊόντα SHAPE.

Τα προϊόντα SHAPE, αποτελούν τη ναυαρχίδα των προϊόντων της Kellogg's στην Ελλάδα. Επηρεάστηκαν φυσικά από την οικονομική κρίση, αλλά η μείωση των πωλήσεών τους υπήρξε αργή. Πάντως, εξακολουθούν να έχουν πτωτική πορεία.

Πρόβλεψη πωλήσεων έτους 2020

Στη Holt που θα χρησιμοποιήσουμε για την πρόβλεψη του 2020 θα θέσουμε το $\alpha = 0,5$ και το $\beta = 0,5$. Η τάση φαίνεται ομαλή και δεν χρειάζεται να δοθεί βάρος στις τελευταίες μετρήσεις.

Ιεραρχία Προϊόντων	05. SHAPE			α	0,5
				β	0,5
Ετικέτες γραμμής	Αθροισμα του Κιλά				
2010	1.786.944				
2011	1.604.290	1.786.944	0	1.786.944	
2012	1.372.687	1.695.617	-45.663	1.649.954	
2013	1.282.657	1.534.152	-103.564	1.430.588	
2014	1.349.882	1.408.405	-114.656	1.293.749	
2015	1.213.312	1.379.143	-71.959	1.307.184	
2016	1.138.284	1.296.227	-77.437	1.218.790	
2017	890.703	1.217.256	-78.204	1.139.051	
2018	778.068	1.053.979	-120.740	933.239	
2019	721.861	916.023	-129.348	786.675	
2020		818.942	-113.215	705.728	

Εικόνα 26: Πρόβλεψη πωλήσεων για τα SHAPE για το έτος 2020.

Μηνιαίοι δείκτες εποχικότητας

Στην παρακάτω εικόνα, βλέπουμε τις πωλήσεις ανά μήνα για τα έτη 2010-2020 (υπενθυμίζεται ότι το έτος 2020 μπαίνει για λόγους σύγκρισης).

Ετικέτες γραμμής	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	Γενικό Άθροισμα
2010	137.923	114.069	169.946	139.173	160.649	171.470	176.644	131.868	148.383	170.627	133.113	133.078	1.786.944
2011	166.182	158.373	163.676	139.037	129.601	165.132	142.343	97.818	148.915	134.973	86.445	71.796	1.604.290
2012	151.683	121.122	132.234	103.910	117.876	129.927	100.672	94.617	115.054	125.593	109.538	70.461	1.372.687
2013	143.880	129.619	120.814	109.912	60.805	117.976	133.426	100.849	135.791	132.738	46.172	50.673	1.282.657
2014	162.724	119.735	90.233	120.830	101.065	134.560	94.004	93.257	138.185	88.140	81.137	126.013	1.349.882
2015	76.412	96.705	109.818	97.663	86.261	117.330	94.032	79.731	158.612	74.986	117.884	103.878	1.213.312
2016	83.227	101.155	92.874	111.408	70.992	90.502	120.209	93.441	124.730	103.102	54.986	91.658	1.138.284
2017	103.327	35.392	118.396	45.219	88.549	75.746	63.060	74.311	56.448	117.056	42.533	70.667	890.703
2018	58.396	62.014	63.640	81.966	61.356	67.862	68.683	67.741	53.781	85.237	55.697	51.693	778.068
2019	69.211	88.349	42.067	54.258	69.867	68.775	80.655	61.201	57.814	52.514	47.746	29.403	721.861
2020	58.126	59.115	89.034	75.772	38.605	50.317	67.396	53.908	62.016	58.799	57.534	21.676	692.299

Εικόνα 27: Πωλήσεις των προϊόντων SHAPE για τα έτη 2010-2020.

Παρακάτω, οι δείκτες εποχικότητας:

Έτος	Μέσος Μήνας	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	M8	M9	M10	M11	M12
2010	148.912	0,92620332	0,76601706	1,14124901	0,9345962	1,07881984	1,15148425	1,18623364	0,88554507	0,99645019	1,14582722	0,8939042	0,89367
2011	133.691	1,24303213	1,18461751	1,22428552	1,0399915	0,96941132	1,23518081	1,0647144	0,73167516	1,11387333	1,00958778	0,64660314	0,53702739
2012	114.391	1,32601098	1,05884341	1,15598582	0,90837559	1,03047197	1,13581851	0,88007409	0,82713856	1,00580036	1,09793251	0,95757588	0,61597233
2013	106.888	1,34608413	1,21266516	1,13028789	1,02829244	0,56886852	1,10373114	1,24827881	0,94350376	1,27040685	1,24183679	0,43196717	0,47407733
2014	112.490	1,44656486	1,0644009	0,80214057	1,07414086	0,89843723	1,19619535	0,83566	0,8290195	1,22841631	0,78353125	0,72128019	1,12021299
2015	101.109	0,75573988	0,95644206	1,08612932	0,96591151	0,8531495	1,16042756	0,9300031	0,78855941	1,568715	0,74162887	1,16591054	1,02738324
2016	94.857	0,87739274	1,06639677	0,9790995	1,1744816	0,74840829	0,95408647	1,26726339	0,98506743	1,31492932	1,08692499	0,57966972	0,96627978
2017	74.225	1,39206625	0,47682282	1,59509015	0,60921378	1,1929745	1,02048878	0,84957112	1,00115614	0,76050159	1,57703161	0,57302166	0,95206161
2018	64.839	0,90062831	0,95642577	0,98151594	1,26415032	0,9462828	1,04662301	1,05929016	1,04475415	0,82946091	1,31460154	0,85900827	0,79725882
2019	60.155	1,15054782	1,46869185	0,69931578	0,90197377	1,16144448	1,14329707	1,3407841	1,01738175	0,96107889	0,87297774	0,79371905	0,4887877
Μηνιαίοι Δείκτες		1,13643	1,02113	1,07951	0,99011	0,94483	1,11473	1,06619	0,90538	1,10496	1,08719	0,76227	0,78727

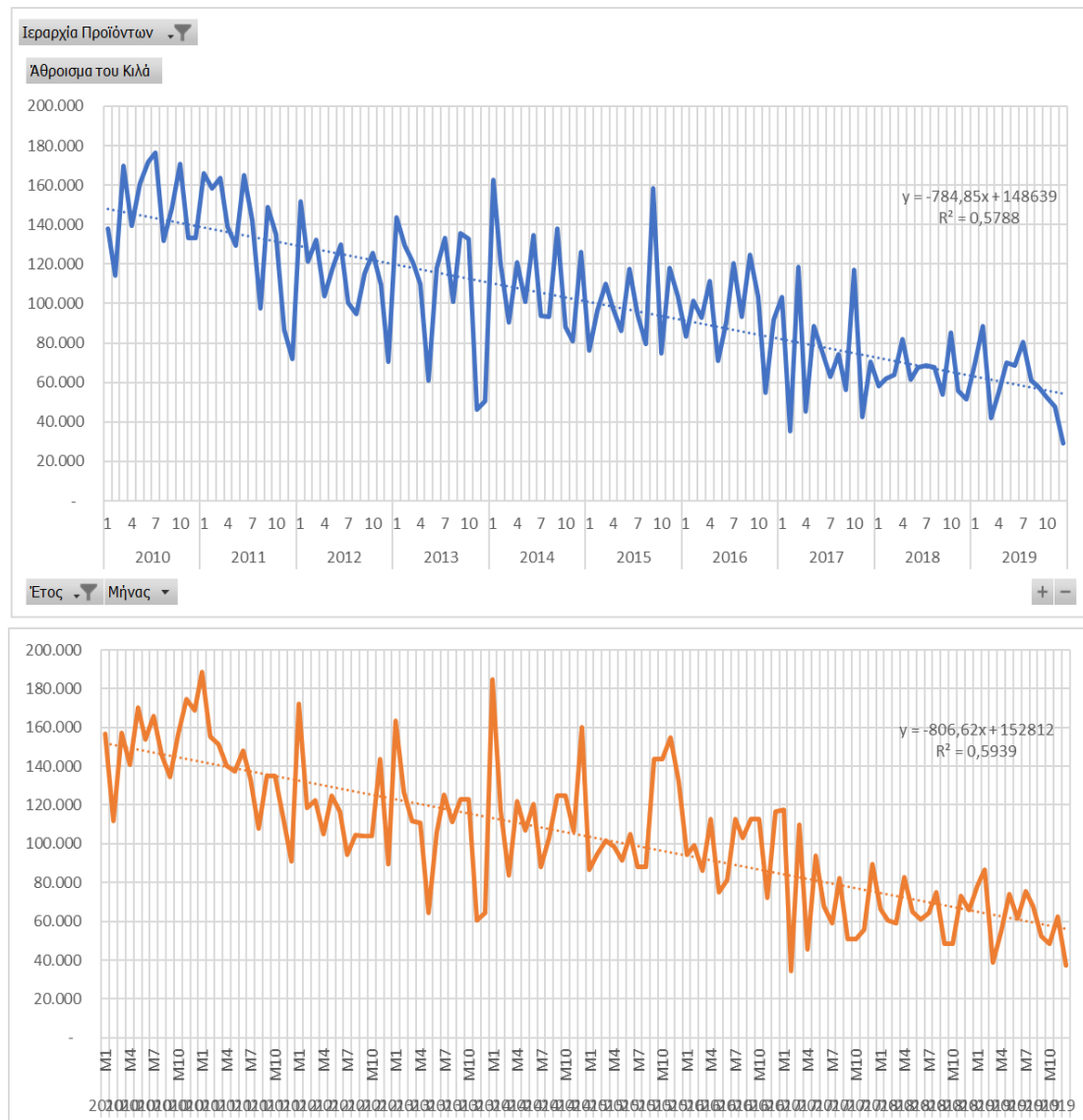
Εικόνα 28: Δείκτες μηνιαίας εποχικότητας για τα προϊόντα SHAPE.

Με τη χρήση των ανωτέρω δεικτών, κάνουμε μετατροπή των πωλήσεων:

Έτος	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
2010	156.739	111.708	157.428	140.562	170.030	153.821	165.679	145.650	134.288	156.944	174.628	169.037
2011	188.854	155.095	151.620	140.426	137.170	148.136	133.506	108.041	134.769	124.148	113.405	91.195
2012	172.377	118.615	122.494	104.947	124.760	116.554	94.423	104.505	104.125	115.521	143.700	89.501
2013	163.510	126.937	111.916	111.010	64.356	105.833	125.143	111.389	122.892	122.093	60.572	64.365
2014	184.924	117.257	83.587	122.037	106.967	120.711	88.168	103.003	125.058	81.071	106.442	160.063
2015	86.837	94.704	101.729	98.638	91.299	105.254	88.195	88.063	143.545	68.972	154.650	131.947
2016	94.581	99.062	86.034	112.520	75.137	81.187	112.746	103.206	112.882	94.834	72.135	116.425
2017	117.423	34.660	109.676	45.671	93.720	67.950	59.145	82.077	51.086	107.668	55.798	89.762
2018	66.363	60.730	58.953	82.785	64.939	60.877	64.420	74.820	48.673	78.402	73.068	65.661
2019	78.654	86.521	38.969	54.800	73.947	61.697	75.648	67.597	52.322	48.303	62.637	37.348

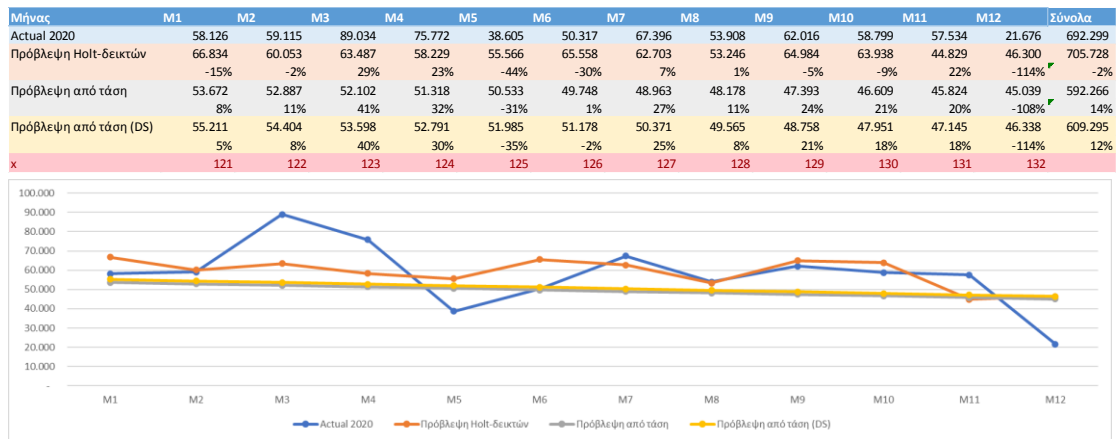
Εικόνα 29: Μηνιαίες πωλήσεις SHAPE μετά τη χρήση των δεικτών εποχικότητας.

Και παρακάτω φαίνονται τα γραφήματα των πωλήσεων ανά μήνα για τα έτη 2010-2020. Ενώ στην περίπτωση των ΚRAVE χρειάστηκε πολυωνυμική γραμμή τάσης, εδώ η γραμμική δίνει παρόμοια αποτελέσματα. Το R^2 δεν έχει μεγάλη διαφορά, είτε χρησιμοποιούμε τους δείκτες εποχικότητας, είτε όχι.



Εικόνα 30: Μηνιαίες πωλήσεις SHAPE για τα έτη 2010-2019.

Τα αποτελέσματα των προβλέψεων, συνοψίζονται ως εξής:



Εικόνα 31: Σύνοψη προβλέψεων για τα προϊόντα SHAPE για το έτος 2020.

Διμηνιαίοι δείκτες εποχικότητας

Οι πωλήσεις των προϊόντων SHAPE ανά δίμηνο, φαίνονται παρακάτω:

Ιεραρχία Προϊόντων 05. SHAPE								
Άθροισμα του Κιλά		Ετικέτες σ						
Ετικέτες γραμμής	D1	D2	D3	D4	D5	D6	Γενικό Άθροισμα	
2010	251.992	309.118	332.119	308.513	319.011	266.191	1.786.944	
2011	324.555	302.713	294.734	240.161	283.887	158.241	1.604.290	
2012	272.805	236.143	247.803	195.289	240.647	179.999	1.372.687	
2013	273.500	230.727	178.781	234.275	268.529	96.845	1.282.657	
2014	282.459	211.063	235.626	187.260	226.324	207.150	1.349.882	
2015	173.118	207.480	203.591	173.763	233.597	221.762	1.213.312	
2016	184.382	204.282	161.494	213.649	227.833	146.644	1.138.284	
2017	138.719	163.615	164.295	137.371	173.504	113.200	890.703	
2018	120.409	145.607	129.218	136.424	139.019	107.391	778.068	
2019	157.561	96.326	138.642	141.856	110.328	77.149	721.861	
2020	117.241	164.806	88.923	121.304	120.815	79.211	692.299	

Εικόνα 32: Πωλήσεις SHAPE ανά δίμηνο.

Εδώ, υπολογίζονται οι δείκτες εποχικότητας:

Έτος	Μέσος Μήνας	D1	D2	D3	D4	D5	D6
2010	297.824	0,846110189	1,037922603	1,115152045	1,035889355	1,071138706	0,8937871
2011	267.382	1,213824824	1,132138514	1,102296063	0,898194778	1,061730555	0,59181527
2012	228.781	1,192427195	1,032180701	1,083145239	0,853606322	1,051866436	0,78677411
2013	213.776	1,279374644	1,079290167	0,836299831	1,095891286	1,256121822	0,45302225
2014	224.980	1,255482876	0,938140717	1,047316291	0,832339749	1,005973776	0,92074659
2015	202.219	0,856090972	1,026020415	1,006788531	0,859281257	1,155171936	1,09664689
2016	189.714	0,971894757	1,076790551	0,851247378	1,126165412	1,200927155	0,77297475
2017	148.451	0,934444535	1,102151961	1,106731637	0,925363631	1,168766602	0,76254163
2018	129.678	0,92852704	1,122833128	0,996452905	1,052022153	1,072031227	0,82813355
2019	120.310	1,309619833	0,800644774	1,152370775	1,179082925	0,917028314	0,64125338
Μηνιαίοι Δείκτες		1,078779686	1,034811353	1,02978007	0,985783687	1,096075653	0,77476955

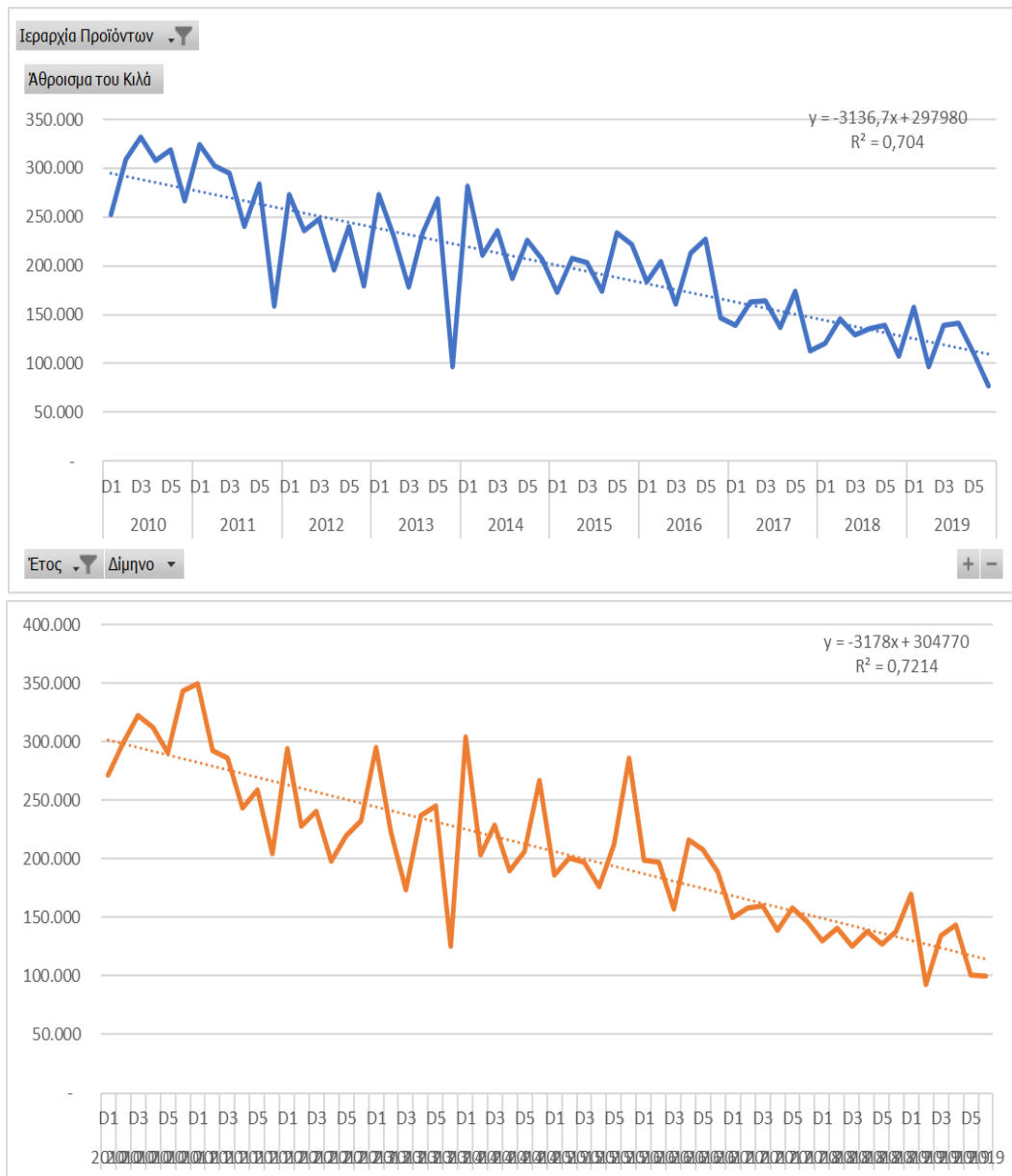
Εικόνα 33: Δείκτες εποχικότητας για δίμηνο για τα προϊόντα SHAPE.

Και με τη χρήση αυτών, μετατρέπονται οι πωλήσεις ως εξής:

Deseasonalized data							
Έτος	1	2	3	4	5	6	
2010	271.844	298.719	322.514	312.962	291.048	343.575	
2011	350.123	292.530	286.210	243.624	259.003	204.242	
2012	294.296	228.200	240.637	198.105	219.553	232.326	
2013	295.046	222.965	173.611	237.654	244.991	124.999	
2014	304.711	203.963	228.811	189.961	206.486	267.370	
2015	186.756	200.501	197.704	176.269	213.122	286.230	
2016	198.908	197.410	156.823	216.730	207.862	189.274	
2017	149.647	158.111	159.544	139.352	158.296	146.108	
2018	129.895	140.708	125.481	138.391	126.833	138.610	

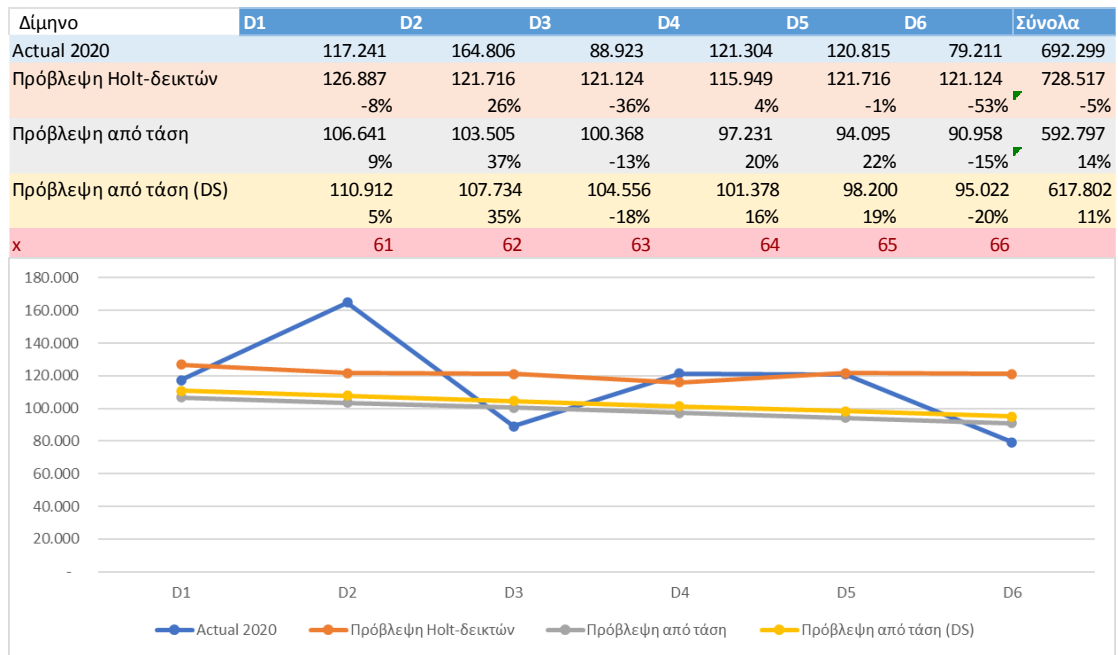
Εικόνα 34: Πωλήσεις προϊόντων SHAPE μετά τη χρήση των δεικτών εποχικότητας.

Και στις επόμενες εικόνες, η σύγκριση. Βλέπουμε ότι έχουμε μια μικρή βελτίωση στο R^2 μετά τη χρήση των δεικτών εποχικότητας.



Εικόνα 35: Επάνω οι πωλήσεις SHAPE όπως είναι, και κάτω μετά την επεξεργασία τους.

Και παρακάτω, συνοψίζουμε τις προβλέψεις ανά δίμηνο:



Εικόνα 36: Σύνοψη προβλέψεων για τα προϊόντα SHAPE για δίμηνα.

Τριμηνιαίοι δείκτες εποχικότητας

Ξεκινάμε με τις πωλήσεις ανά τρίμηνο. Και πάλι το έτος 2020 υπάρχει για λόγους σύγκρισης.

Ιεραρχία Προϊόντων 05. SHAPE						
Άθροισμα του Κιλά Ετικέτες σι						
Ετικέτες γραμμής	Q1	Q2	Q3	Q4	Γενικό Άθροισμα	
2010	421.937	471.292	456.896	436.819	1.786.944	
2011	488.230	433.771	389.076	293.213	1.604.290	
2012	405.039	351.713	310.343	305.592	1.372.687	
2013	394.314	288.693	370.067	229.583	1.282.657	
2014	372.692	356.456	325.445	295.289	1.349.882	
2015	282.935	301.254	332.374	296.748	1.213.312	
2016	277.256	272.901	338.380	249.747	1.138.284	
2017	257.115	209.514	193.819	230.255	890.703	
2018	184.050	211.184	190.205	192.628	778.068	
2019	199.628	192.900	199.670	129.663	721.861	
2020	206.275	164.694	183.320	138.009	692.299	

Εικόνα 37: Πωλήσεις ανά τρίμηνο των προϊόντων SHAPE.

Εποχικοί δείκτες τριμήνου:

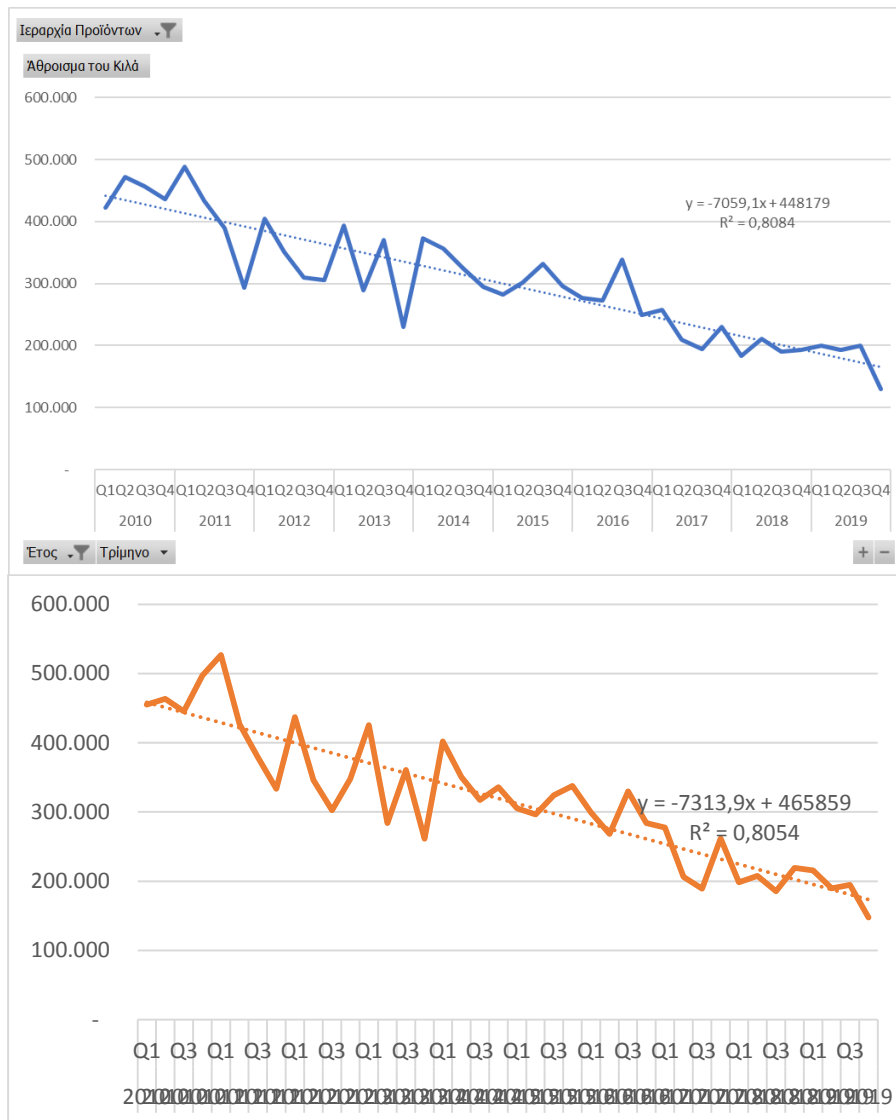
Έτος	Μέσος Μήνας	Q1	Q2	Q3	Q4
2010	446.736	0,9444898	1,054966763	1,02274297	0,97780047
2011	401.073	1,21731172	1,081527877	0,97008763	0,73107277
2012	343.172	1,18028007	1,024888688	0,90433767	0,89049358
2013	320.664	1,22967906	0,900297368	1,15406314	0,71596043
2014	337.470	1,10436877	1,056257815	0,96436527	0,87500814
2015	303.328	0,93277042	0,993162858	1,09575917	0,97830755
2016	284.571	0,97429634	0,95899212	1,18908671	0,87762483
2017	222.676	1,15465974	0,94089235	0,87040962	1,03403829
2018	194.517	0,94619001	1,085685376	0,97783507	0,99028955
2019	180.465	1,10618515	1,068905108	1,10641491	0,71849483
	Μηνιαίοι Δείκτες	1,07902311	1,016557632	1,02551022	0,87890904

Εικόνα 38: Εποχικοί δείκτες τριμήνου για τα προϊόντα SHAPE.

Μετατροπή δεδομένων:

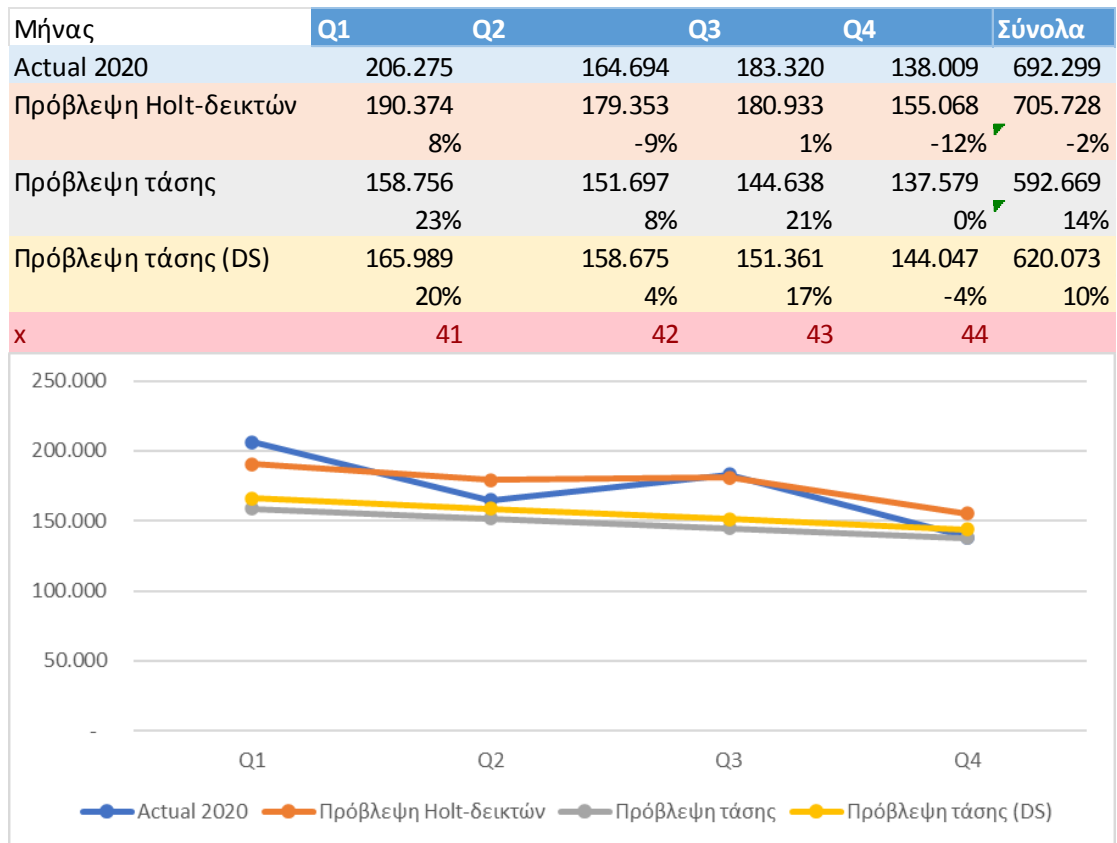
Deseasonalized data				
Έτος	1	2	3	4
2010	455.280	463.615	445.530	497.001
2011	526.812	426.706	379.397	333.610
2012	437.046	345.984	302.623	347.695
2013	425.474	283.991	360.861	261.214
2014	402.143	350.650	317.349	335.973
2015	305.294	296.347	324.106	337.632
2016	299.166	268.456	329.962	284.155
2017	277.433	206.101	188.998	261.979
2018	198.594	207.744	185.474	219.167
2019	215.403	189.758	194.703	147.528

Εικόνα 39: Δεδομένα των τριμήνων 2010-2019 μετά τη χρήση των εποχικών δεικτών.



Εικόνα 40: Πωλήσεις τριμήνων από 2010 - 2019. Επάνω, τα καθαρά δεδομένα και κάτω τα δεδομένα μετά τη χρήση των δεικτών εποχικότητας.

Και παρακάτω, οι προβλέψεις για το 2020:



Εικόνα 41: Σύνοψη προβλέψεων τριμήνων 2020.

Σύγκριση των μεθόδων

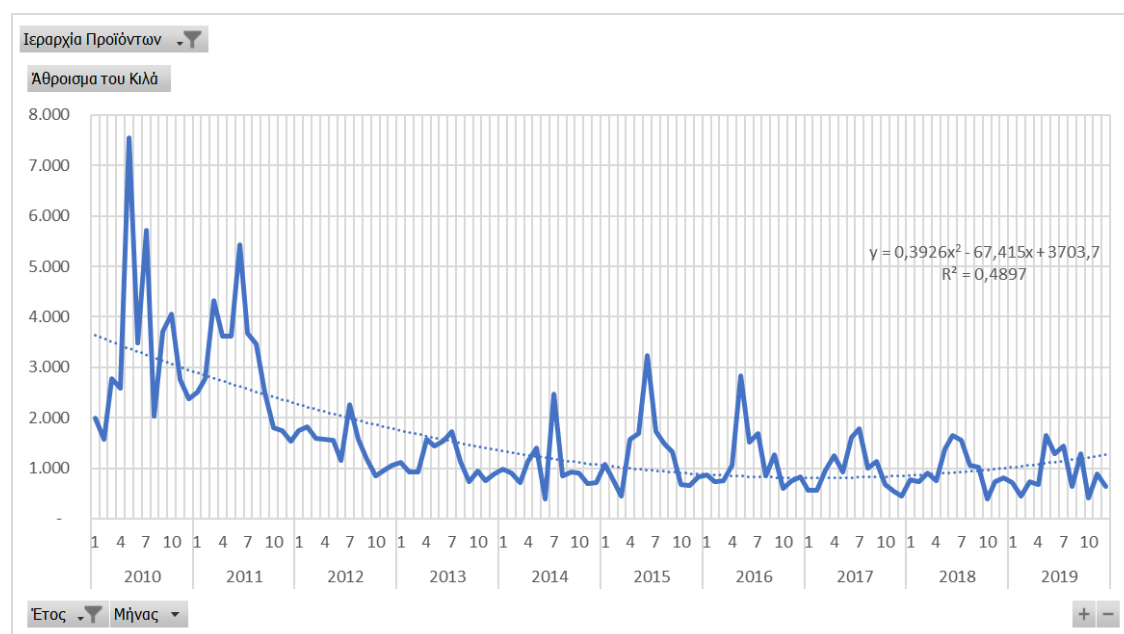
05. SHAPE	Μηνιαία			Διμηνιαία			Τριμηνιαία		
	MSE	RMSE	nRMSE	MSE	RMSE	nRMSE	MSE	RMSE	nRMSE
Πρόβλεψη Holt-δεικτών	198.542.290	14.091	24%	795.492.384	28.204	23%	236.188.234	15.368	9%
Πρόβλεψη από τάση	298.423.738	17.275	35%	905.390.194	30.090	30%	3.462.467.064	58.843	40%
Πρόβλεψη από τάση (DS)	276.051.775	16.615	33%	783.355.351	27.988	27%	1.983.444.568	44.536	29%

Εικόνα 42: Σύνοψη μεθόδων για τα προϊόντα SHAPE

Τα προϊόντα SHAPE είχαν πολύ πιο ομαλή εξέλιξη από τα KRAVE και όλες οι μέθοδοι που χρησιμοποιήθηκαν έδωσαν ικανοποιητικά αποτελέσματα. Τα καλύτερα τα έδωσε η μέθοδος των δεικτών στην πρόβλεψη τριμήνου, όπου εκεί είχε το μικρότερο (9%) nRMSE.

Τα προϊόντα V8 Tetrapack

Τα V8 είναι προϊόντα από χυμό ντομάτας που χρησιμοποιείται σε κοκτέιλ, αλκοολούχα και μη. Ανήκει στην εταιρεία Campbell's. Παρακάτω, βλέπουμε τη διακύμανση των πωληθέντων κιλών για τα συσκευασμένα με Tetrapack προϊόντα της για τα έτη 2010 – 2019:



Εικόνα 43: Μηνιαίες πωλήσεις V8 Tetrapack

Βλέπουμε ότι τα προϊόντα έχουν εποχική διακύμανση, περισσότερο εμφανή από τα προϊόντα που εξετάσαμε παραπάνω. Όσον αφορά τις τάσεις, τα καλύτερα αποτελέσματα φαίνεται να τα δίνει η δευτεροβάθμια πολυωνυμική.

Πρόβλεψη πωλήσεων έτους 2020

Όπως και με τα παραπάνω προϊόντα, προβλέψαμε με τη μέθοδο Holt τις πωλήσεις του έτους 2020. Για τα α και β , θέσαμε πάλι την τιμή 0,5, αφού η τάση φαίνεται σταθερή.

Ιεραρχία Προϊόντων	Χυμός V8 tetrapack			α	0,5
				β	0,5
Ετικέτες γραμμής	Αθροισμα του Κιλά				
2010	40.602				
2011	37.022	40.602	0	40.602	
2012	17.318	38.812	-895	37.917	
2013	13.722	28.065	-5.821	22.244	
2014	12.084	20.894	-6.496	14.397	
2015	15.490	16.489	-5.451	11.038	
2016	13.740	15.989	-2.975	13.014	
2017	11.440	14.865	-2.050	12.815	
2018	11.765	13.152	-1.881	11.271	
2019	10.790	12.459	-1.287	11.171	
2020		11.624	-1.061	10.563	

Εικόνα 44: Πρόβλεψη πωλήσεων V8 Tetrapack για το έτος 2020

Μηνιαίοι δείκτες εποχικότητας

Παρακάτω, βλέπουμε τις πωλήσεις των ετών 2010 – 2019 συν το έτος 2020 για το οποίο θα γίνουν οι προβλέψεις.

Ιεραρχία Προϊόντων	Χυμός V8 tetrapack																
Αθροισμα του Κιλά	Ετικέτες στήλης																
Ετικέτες γραμμής		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	Γενικό Αθροισμα			
2010		2.002	1.582	2.774	2.576	7.548	3.474	5.716	2.023	3.712	4.064	2.751	2.380	40.602			
2011		2.514	2.780	4.323	3.618	3.623	5.439	3.682	3.462	2.485	1.811	1.749	1.536	37.022			
2012		1.741	1.817	1.584	1.572	1.552	1.161	2.260	1.581	1.170	848	965	1.067	17.318			
2013		1.124	932	929	1.579	1.444	1.528	1.724	1.143	740	936	760	883	13.722			
2014		975	912	706	1.134	1.409	385	2.469	846	931	904	695	718	12.084			
2015		1.085	753	438	1.570	1.688	3.228	1.733	1.486	1.329	678	666	836	15.490			
2016		861	738	756	1.062	2.838	1.510	1.691	852	1.267	592	749	824	13.740			
2017		561	552	970	1.249	923	1.620	1.777	994	1.135	679	533	447	11.440			
2018		764	740	912	752	1.382	1.652	1.561	1.061	1.013	388	730	810	11.765			
2019		707	448	742	674	1.649	1.287	1.436	630	1.290	404	887	636	10.790			
2020		804	600	660	1.043	732	498	1.587	772	854	829	798	816	9.993			

Εικόνα 45: Πωλήσεις V8 Tetrapack ανά μήνα

Παρακάτω, φαίνεται ο υπολογισμός των μηνιαίων δεικτών εποχικότητας:

Έτος	Μέσος Μ	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	M8	M9	M10	M11	M12
2010	3.384	0,59169499	0,46756317	0,81986109	0,76134181	2,23082607	1,02674745	1,68937491	0,59790158	1,09708881	1,2011231	0,8130634	0,70341362
2011	3.085	0,81486684	0,90108584	1,4012209	1,17270812	1,17432878	1,76295176	1,19345254	1,12214359	0,80546702	0,58700232	0,56690616	0,49786613
2012	1.443	1,20637487	1,25903684	1,09758633	1,08927128	1,07541287	0,80448089	1,56600069	1,09550756	0,81071717	0,58759672	0,66866844	0,73934634
2013	1.144	0,98294709	0,81504154	0,81241801	1,38084827	1,26278968	1,33624836	1,50765195	0,99956275	0,64713599	0,81853957	0,66462615	0,77219064
2014	1.007	0,96822244	0,90566038	0,70109235	1,12611718	1,39920556	0,38232373	2,45183714	0,84011917	0,9245283	0,89771599	0,69016882	0,71300894
2015	1.291	0,84054229	0,58334409	0,33931569	1,21626856	1,30768238	2,50071014	1,34254358	1,15119432	1,02956746	0,52524209	0,51594577	0,64764364
2016	1.145	0,75196507	0,64454148	0,66026201	0,92751092	2,47860262	1,31877729	1,4768559	0,7441048	1,10655022	0,51703057	0,65414847	0,71965066
2017	953	0,58846154	0,57902098	1,01748252	1,31013986	0,96818182	1,6993007	1,86398601	1,04265734	1,19055944	0,71223776	0,55909091	0,46888112
2018	980	0,77926052	0,75478113	0,93021674	0,76702082	1,40960476	1,68499788	1,5921802	1,08219295	1,03323417	0,39575011	0,74458139	0,82617935
2019	899	0,7862836	0,49823911	0,82520853	0,74958295	1,8339203	1,4313253	1,59703429	0,70064875	1,43466172	0,44930491	0,98646895	0,70732159
Μηνιαίοι	0,83106	0,74083	0,86047	1,05008	1,51406	1,39479	1,62809	0,93760	1,00795	0,66915	0,68637	0,67955	

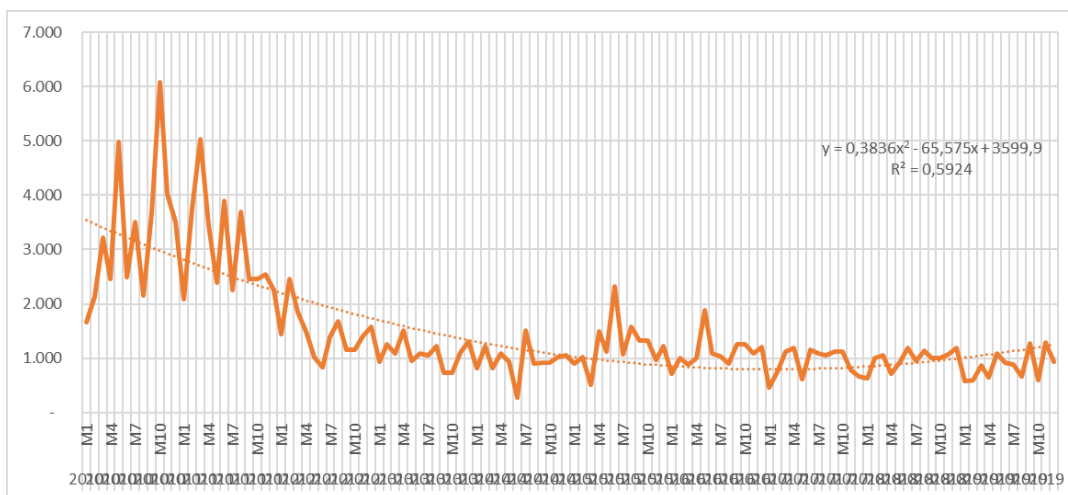
Εικόνα 46: Μηνιαίοι δείκτες εποχικότητας για τα V8 Tetrapack

Οι πωλήσεις, μετατρέπονται ως εξής:

Έτος	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
2010	1.664	2.135	3.224	2.453	4.985	2.491	3.511	2.158	3.683	6.073	4.008	3.502
2011	2.089	3.753	5.024	3.445	2.393	3.900	2.262	3.692	2.465	2.706	2.548	2.260
2012	1.447	2.453	1.841	1.497	1.025	832	1.388	1.686	1.161	1.267	1.406	1.570
2013	934	1.258	1.080	1.504	954	1.096	1.059	1.219	734	1.399	1.107	1.299
2014	810	1.231	820	1.080	931	276	1.516	902	924	1.351	1.013	1.057
2015	902	1.016	509	1.495	1.115	2.314	1.064	1.585	1.319	1.013	970	1.230
2016	716	996	879	1.011	1.874	1.083	1.039	909	1.257	885	1.091	1.213
2017	466	745	1.127	1.189	610	1.161	1.091	1.060	1.126	1.015	777	658
2018	635	999	1.060	716	913	1.184	959	1.132	1.005	580	1.064	1.192
2019	588	605	862	642	1.089	923	882	672	1.280	604	1.292	936

Εικόνα 47: Μετατροπή των πωλήσεων των V8 Tetrapack μετά τη χρήση των δεικτών εποχικότητας

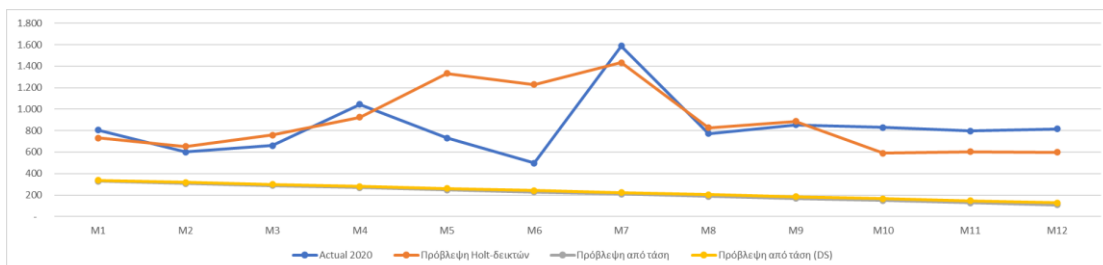
Και το γράφημα μετατρέπεται ως εξής:



Εικόνα 48: Γράφημα των πωλήσεων V8 Tetrapack μετά τη χρήση των δεικτών εποχικότητας

Τα παραπάνω αποτελέσματα, συνοψίζονται στους παρακάτω πίνακες:

Μήνας	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	M8	M9	M10	M11	M12	Σύνολα
Actual 2020	804	600	660	1.043	732	498	1.587	772	854	829	798	816	9.993
Πρόβλεψη Holt-δεικτών	732	652	757	924	1.333	1.228	1.433	825	887	589	604	598	10.563
Πρόβλεψη από τάση	328	309	289	269	249	229	209	189	169	149	129	109	2.627
Πρόβλεψη από τάση (DS)	59%	49%	56%	74%	66%	54%	87%	76%	80%	82%	84%	87%	74%
Πρόβλεψη από τάση (DS)	338	319	300	281	261	242	223	204	185	166	147	127	2.793
	58%	47%	55%	73%	64%	51%	86%	74%	78%	80%	82%	84%	72%
x	121	122	123	124	125	126	127	128	129	130	131	132	



Εικόνα 49: Προβλέψεις πωλήσεων των V8 Tetrapack για το έτος 2020

Διμηνιαίοι δείκτες εποχικότητας

Πωλήσεις των ετών 2010 – 2019 συν το έτος 2020 για σύγκριση:

Ετικέτες γραμμής	D1	D2	D3	D4	D5	D6	Γενικό Άθροισμα	
2010		3.584	5.350	11.022	7.739	7.776	5.131	40.602
2011		5.294	7.941	9.062	7.144	4.296	3.285	37.022
2012		3.558	3.156	2.713	3.841	2.018	2.032	17.318
2013		2.056	2.508	2.972	2.867	1.676	1.643	13.722
2014		1.887	1.840	1.794	3.315	1.835	1.413	12.084
2015		1.838	2.008	4.916	3.219	2.007	1.502	15.490
2016		1.599	1.818	4.348	2.543	1.859	1.573	13.740
2017		1.113	2.219	2.543	2.771	1.814	980	11.440
2018		1.504	1.664	3.034	2.622	1.401	1.540	11.765
2019		1.155	1.416	2.936	2.066	1.694	1.523	10.790
2020		1.404	1.703	1.230	2.359	1.683	1.614	9.993

Εικόνα 50: Πωλήσεις των V8 Tetrapack για τα έτη 2010 - 2020 ανά διμηνιο

Υπολογισμός διμηνιαίων δεικτών εποχικότητας:

Έτος	Μέσος Μήνας	D1	D2	D3	D4	D5	D6	
2010		6.767	0,529629082	0,790601448	1,628786759	1,143638244	1,149105955	0,75823851
2011		6.170	0,857976338	1,286964508	1,468640268	1,157798066	0,696234671	0,53238615
2012		2.886	1,232705855	1,093428802	0,939946876	1,330754129	0,699156947	0,70400739
2013		2.287	0,898994316	1,096633144	1,299519021	1,253607346	0,732837779	0,7184084
2014		2.014	0,93694141	0,913604767	0,890764647	1,645978153	0,911122145	0,70158888
2015		2.582	0,711943189	0,777792124	1,904196256	1,246868948	0,777404777	0,58179471
2016		2.290	0,698253275	0,793886463	1,898689956	1,110480349	0,811790393	0,68689956
2017		1.907	0,583741259	1,163811189	1,333741259	1,453321678	0,951398601	0,51398601
2018		1.961	0,767020824	0,848618785	1,547301317	1,33718657	0,714492138	0,78538037
2019		1.798	0,642261353	0,787395737	1,632622799	1,14884152	0,941983318	0,84689527
	Μηνιαίοι Δείκτες		0,78594669	0,955273697	1,454420916	1,2828475	0,838552672	0,68295852

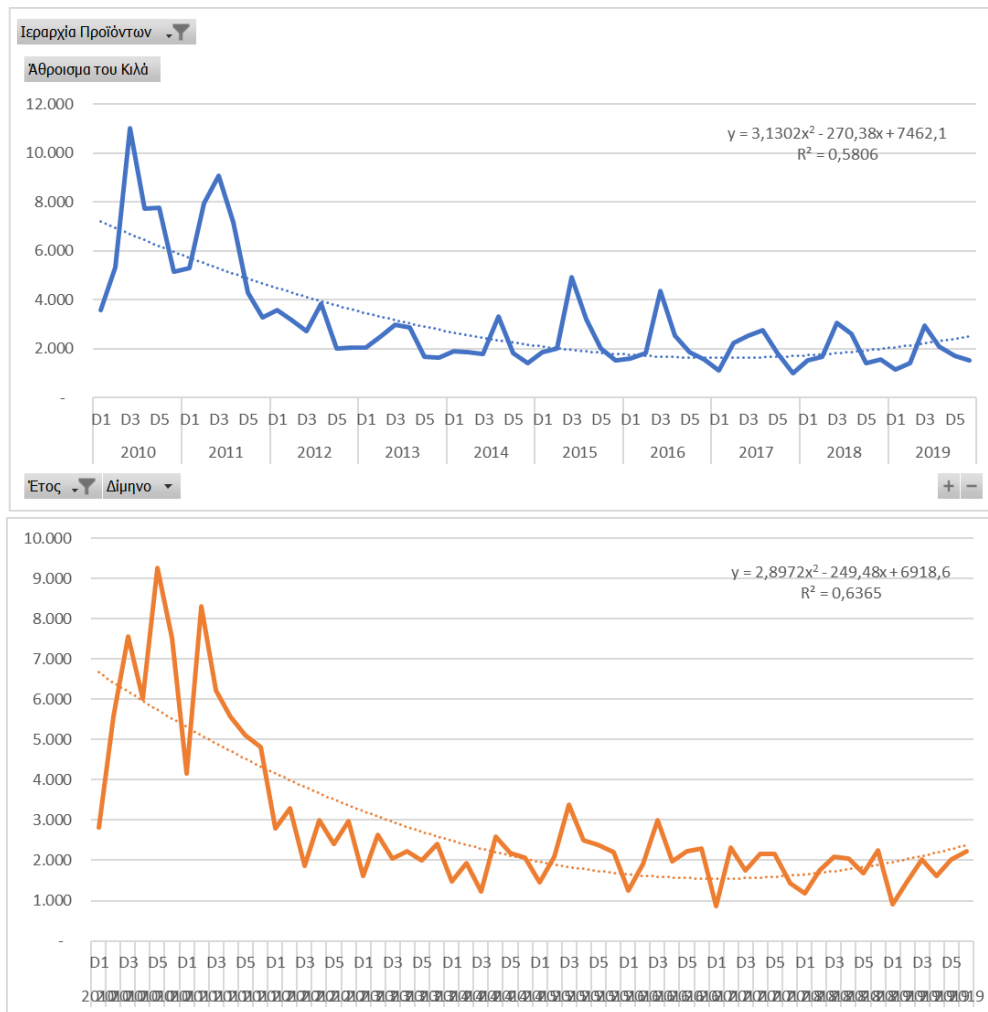
Εικόνα 51: Υπολογισμός διμηνιαίων ετών εποχικότητας για τα V8 Tetrapack

Μετατροπή των δεδομένων:

Έτος	1	2	3	4	5	6
2010	2.817	5.600	7.578	6.033	9.273	7.513
2011	4.161	8.313	6.231	5.569	5.123	4.810
2012	2.796	3.304	1.865	2.994	2.407	2.975
2013	1.616	2.625	2.043	2.235	1.999	2.406
2014	1.483	1.926	1.233	2.584	2.188	2.069
2015	1.445	2.102	3.380	2.509	2.393	2.199
2016	1.257	1.903	2.990	1.982	2.217	2.303
2017	875	2.323	1.748	2.160	2.163	1.435
2018	1.182	1.742	2.086	2.044	1.671	2.255
2019	908	1.482	2.019	1.610	2.020	2.230

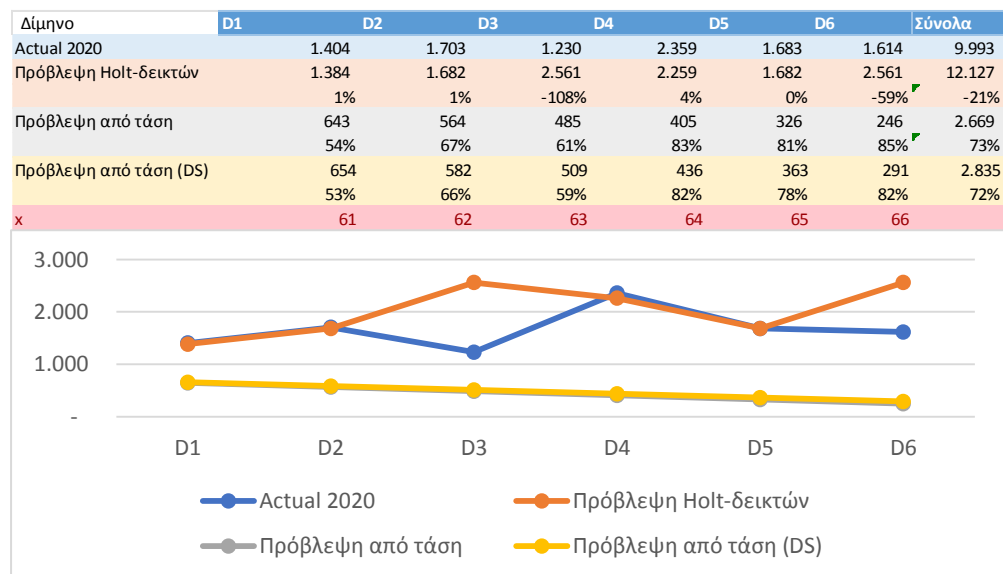
Εικόνα 52: Τα δεδομένα πωλήσεων των V8 Tetrapack μετά τη χρήση των δεικτών εποχικότητας

Παρακάτω βλέπουμε τα γραφήματα των δεδομένων:



Εικόνα 53: Γραφήματα των πωλήσεων V8 Tetrapack ανά διμηνο. Επάνω τα καθαρά δεδομένα και κάτω μετά τη χρήση των δεικτών εποχικότητας.

Τα παραπάνω αποτελέσματα, συνοψίζονται ως εξής:



Εικόνα 54: Σύνοψη προβλέψεων πωλήσεων V8 Tetrapack ανά δίμηνο για το 2020

Τριμηνιαίοι δείκτες εποχικότητας

Πωλήσεις ανά τρίμηνο από 2010 – 2019 συν το 2020 για λόγους σύγκρισης:

Ετικέτες γραμμής	Q1	Q2	Q3	Q4	Γενικό Άθροισμα
2010	6.358	13.598	11.451	9.195	40.602
2011	9.617	12.680	9.629	5.096	37.022
2012	5.142	4.285	5.011	2.880	17.318
2013	2.985	4.551	3.607	2.579	13.722
2014	2.593	2.928	4.246	2.317	12.084
2015	2.276	6.486	4.548	2.180	15.490
2016	2.355	5.410	3.810	2.165	13.740
2017	2.083	3.792	3.906	1.659	11.440
2018	2.416	3.786	3.635	1.928	11.765
2019	1.897	3.610	3.356	1.927	10.790
2020	2.064	2.273	3.213	2.443	9.993

Εικόνα 55: Πωλήσεις V8 Tetrapack ανά τρίμηνο για τα έτη 2010 - 2020

Υπολογισμός τριμηνιαίων δεικτών εποχικότητας:

Έτος	Μέσος Μήνας	Q1	Q2	Q3	Q4
2010	10.151	0,62637309	1,339638441	1,12812177	0,90586671
2011	9.256	1,03905786	1,369996218	1,04035438	0,55059154
2012	4.330	1,18766601	0,989721677	1,15740848	0,66520383
2013	3.431	0,87013555	1,326628771	1,05145023	0,75178545
2014	3.021	0,85832506	0,969215492	1,40549487	0,76696458
2015	3.873	0,58773402	1,674887024	1,17443512	0,56294383
2016	3.435	0,68558952	1,57496361	1,10917031	0,63027656
2017	2.860	0,72832168	1,325874126	1,36573427	0,58006993
2018	2.941	0,82141946	1,28720782	1,2358691	0,65550361
2019	2.698	0,70324374	1,338276182	1,24411492	0,71436515
	Μηνιαίοι Δείκτες	0,8107866	1,319640936	1,19121534	0,67835712

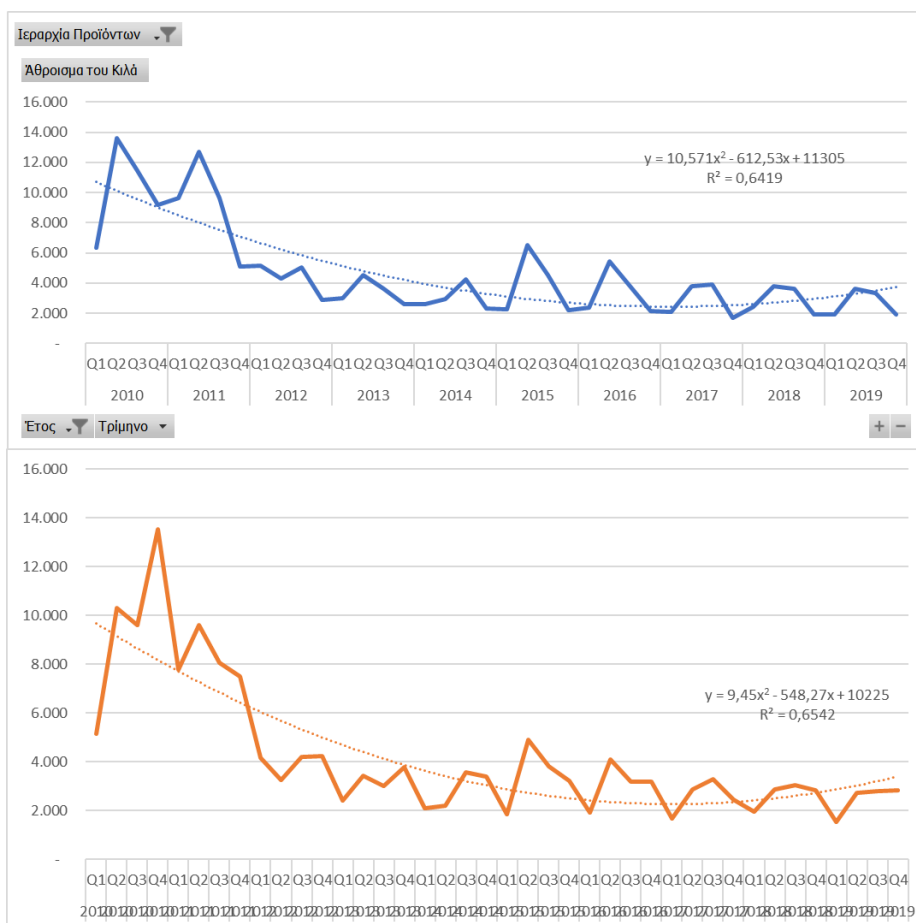
Εικόνα 56: Τριμηνιαίοι δείκτες εποχικότητας για τα V8 Tetrapack

Μετατροπή των δεδομένων τριμηνιαίων πωλήσεων:

Έτος	1	2	3	4
2010	5.155	10.304	9.613	13.555
2011	7.797	9.609	8.083	7.512
2012	4.169	3.247	4.207	4.246
2013	2.420	3.449	3.028	3.802
2014	2.102	2.219	3.564	3.416
2015	1.845	4.915	3.818	3.214
2016	1.909	4.100	3.198	3.192
2017	1.689	2.874	3.279	2.446
2018	1.959	2.869	3.052	2.842
2019	1.538	2.736	2.817	2.841

Εικόνα 57: Μετατροπή των δεδομένων τριμηνιαίων πωλήσεων V8 Tetrapack μετά τη χρήση των δεικτών εποχικότητας

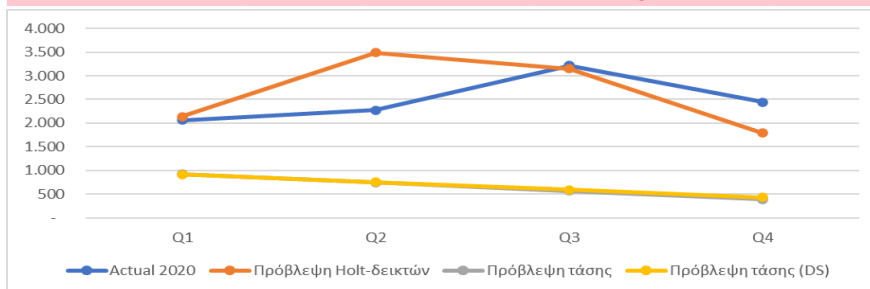
Τα γραφήματα πριν και μετά τη χρήση των δεικτών εποχικότητας:



Εικόνα 58: Πωλήσεις V8 Tetrapack πριν και μετά τη χρήση των τριμηνιαίων δεικτών εποχικότητας

Τα παραπάνω αποτελέσματα, συνοψίζονται ως εξής:

Μήνας	Q1	Q2	Q3	Q4	Σύνολο
Actual 2020	2.064	2.273	3.213	2.443	9.993
Πρόβλεψη Holt-δεικτών	2.141	3.485	3.146	1.791	10.563
	-4%	-53%	2%	27%	-6%
Πρόβλεψη τάσης	927	748	569	390	2.634
	55%	67%	82%	84%	74%
Πρόβλεψη τάσης (DS)	919	758	597	436	2.710
	55%	67%	81%	82%	73%
x	41	42	43	44	



Εικόνα 59: Προβλέψεις τριμήνων V8 Tetrapack για το έτος 2020

Σύγκριση των μεθόδων

Χυμός V8 tetrapack	Μηνιαία			Διμηνιαία			Τριμηνιαία		
	MSE	RMSE	nRMSE	MSE	RMSE	nRMSE	MSE	RMSE	nRMSE
Πρόβλεψη Holt-δεικτών	91.277	302	34%	446.268	668	33%	557.343	747	28%
Πρόβλεψη από τάση	469.364	685	47%	1.711.784	1.308	45%	17.843.957	4.224	96%
Πρόβλεψη από τάση (DS)	450.942	672	46%	1.338.110	1.157	42%	11.478.716	3.388	85%

Εικόνα 60: Σύνοψη μεθόδων για τα προϊόντα V8 Tetrapack

Βλέπουμε ότι η μέθοδος Holt για τριμηνιαία πρόβλεψη, είχε το μικρότερο nRMSE (28%). Οι μέθοδοι των τάσεων, φαίνεται ότι δεν ταιριάζουν για την πρόβλεψη πωλήσεων των συγκεκριμένων προϊόντων.

Συμπεράσματα – προτάσεις

Ο βασικός στόχος της εργασίας, ήταν να δώσει στους υπεύθυνους πωλήσεων ένα όσο το δυνατόν πιο απλό εργαλείο, με το οποίο να μπορούν κάνουν κάποιες προβλέψεις για τις πωλήσεις της επόμενης χρονιάς, δεδομένου ότι η άλλη επιλογή θα ήταν η αγορά κάποιου στατιστικού προγράμματος όπως το SPSS και η πρόσληψη προσωπικού το οποίο θα έχει τις γνώσεις να το χειριστεί. Τα αποτελέσματα που θα εξαχθούν από το εργαλείο αυτό σε συνδυασμό με την εμπειρία των υπευθύνων πωλήσεων, πιστεύεται ότι θα δώσουν ικανοποιητικά αποτελέσματα.

Εξετάζοντας συνολικά τα δεδομένα, τη διαδικασία και τα αποτελέσματα της παρούσης εργασίας, μπορεί να επιβεβαιωθεί ότι το Excel, ως πρόγραμμα, έχει εξαιρετικές δυνατότητες για χρήση σε υπολογισμό προβλέψεων, αλλά του λείπει η ευελιξία που έχουν άλλα λογισμικά προβλέψεων. Όμως, ένας έμπειρος χρήστης μπορεί να το χρησιμοποιήσει άνετα, αρκεί να έχει την υπομονή να φτιάξει τις φόρμουλες που είναι αναγκαίες. Για κάποια πράγματα όπως ο υπολογισμός των συντελεστών της πολυωνυμικής τάσης, χρειάζεται αρκετή έρευνα και πειραματισμός. Σίγουρα όμως, αξίζει τον κόπο!

Όσον αφορά το δεύτερο ερώτημα της παρούσης, δηλαδή για το αν θα λαμβάνονταν καλύτερα αποτελέσματα πρόβλεψης αν δοκιμαζόταν πρόβλεψη για περιόδους δύο ή τριών μηνών ώστε να απορροφηθεί η κινητή ημερομηνία έναρξης της Καθαρής Δευτέρας, το αποτέλεσμα φαίνεται να είναι θετικό. Οι μέθοδοι που χρησιμοποιήθηκαν, έδωσαν καλύτερα ή παρόμοια αποτελέσματα όταν εφαρμόστηκαν για διμηνιαία ή τριμηνιαία περίοδο. Συγκεκριμένα, το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (MSE), η τετραγωνική του ρίζα (RMSE) και η κανονικοποιημένη ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (nRMSE) ήταν μικρότερη ή ελάχιστα διαφορετική σε αυτή την προσέγγιση.

Η εποχική μέθοδος σε συνδυασμό με τη μέθοδο Holt, ήταν αυτή που έδωσε με διαφορά τα καλύτερα αποτελέσματα, είτε επρόκειτο για περίοδο μήνα, δίμηνου είτε τρίμηνου. Φυσικά, όλα αυτά με την επιφύλαξη της μη χρήσης των δεδομένων των εξόδων προώθησης.

Μια πιθανή μελλοντική έρευνα, θα μπορούσε να κάνει το εξής: Να ομαδοποιήσει τα δεδομένα ανάλογα με την ημερομηνία έναρξης της σαρακοστής και να βγάλει μέσους εποχικούς δείκτες για κάθε περίπτωση. Οπότε, για την πρόβλεψη του επόμενου έτους θα πρέπει να επιλεγθεί η κατάλληλη σειρά δεικτών για τη μέθοδο Holt. Προφανώς, τα δεδομένα του συγκεκριμένου έτους πρέπει να ενσωματωθούν στους ήδη υπάρχοντες δείκτες για χρήση σε επόμενα έτη. Σε αυτό το πλαίσιο, θα πρέπει να διερευνηθεί και η χρήση συνάρτησης δύναμης ή εκθετικής ή λογαριθμικής γραμμής τάσης.

Ένα σημαντικό δεδομένο που έλλειπε από τη διερεύνηση, ήταν τα έξοδα που δαπανήθηκαν για τις προωθήσεις των προϊόντων και συνακόλουθα οι περίοδοι που δαπανήθηκαν. Αν ήταν γνωστά, θα γινόταν εισαγωγή και αυτής της μεταβλητή για να μπορέσει να βγει το συμπέρασμα αν υπήρχε αύξηση πωλήσεων λόγω κάποιας προωθητικής ενέργειας ή μείωση λόγω μη ύπαρξής της για αρκετό χρονικό διάστημα. Επίσης, θα ήταν πολύ χρήσιμο να ήταν γνωστό αν κάποιο διάστημα υπήρχε κάποια προωθητική ενέργεια ανταγωνιστών η οποία οδήγησε σε πτώση πωλήσεων των δικών μας προϊόντων. Δυστυχώς, τα δεδομένα των προωθητικών ενεργειών ήταν απόρρητα για χρήση στην εργασία, ενώ τα δεδομένα των προωθητικών ενεργειών των ανταγωνιστών δεν κρατούνται σε κάποια βάση δεδομένων.

Επί του πρακτέου βέβαια, τα δεδομένα των προωθητικών ενεργειών, μπορούν να χρησιμοποιηθούν εντός της εταιρείας και να τα ενσωματώσουμε στα μοντέλα μας. Επίσης, η καταχώρηση των προωθητικών ενεργειών των ανταγωνιστών (που καταγράφεται από τους merchandisers και τους πωλητές της εταιρείας), σε βάση δεδομένων, πρέπει κάποια στιγμή να υλοποιηθεί από την εταιρεία.

Στις μεθόδους παλινδρόμησης, παρατηρήσαμε το σχετικά χαμηλό R^2 . Όταν όμως μιλάμε για πωλήσεις και για την πρόβλεψή τους, πρέπει να λαμβάνουμε υπ' όψη μας ότι το σημαντικότερο κομμάτι της εξέλιξης των πωλήσεων οφείλεται στην εν πολλοίς απρόβλεπτη ανθρώπινη συμπεριφορά. Επίσης ένα χαμηλό R^2 , μας δείχνει ότι υπάρχουν και άλλες σημαντικές ανεξάρτητες μεταβλητές που δεν ελήφθησαν υπ' όψη (όπως πχ τα δεδομένα των προωθητικών ενεργειών).

Ο ανταγωνισμός στο σύγχρονο επιχειρηματικό περιβάλλον, ωθεί τις εταιρείες να υιοθετούν μεθόδους και τακτικές με τις οποίες φιλοδοξούν να αποκτήσουν ανταγωνιστικό πλεονέκτημα. Τα τμήματα πωλήσεων και marketing είναι αυτά που

σηκώνουν το μεγαλύτερο βάρος αυτών των προσπαθειών. Η συνεχής εκπαίδευση των στελεχών τους, οι συνεργασίες σε εθνικό και διεθνές επίπεδο, η γεωγραφική διεύρυνση αλλά και η κατανόηση των αναγκών και των επιθυμιών των καταναλωτών βρίσκονται στις άμεσες προτεραιότητες των εταιρειών.

Προφανώς, όταν μια εταιρεία καταφέρει να πιάσει το σφυγμό της αγοράς κάποια χρονική στιγμή, τότε όχι μόνο θα αυξήσει τις πωλήσεις της, αλλά θα εξασφαλίσει και τη μελλοντική προτίμηση των καταναλωτών. Η πολιτική που θα ακολουθηθεί σε μια συγκεκριμένη περίοδο, προκειμένου να επιτευχθεί αυτός ο στόχος, καθορίζεται σε πολύ μεγάλο βαθμό από την πρόβλεψη των πωλήσεων εκείνης της περιόδου.

Πρόκειται δηλαδή για μια σημαντικότερη διαδικασία, μέσω της οποίας θα εξαχθούν τα συμπεράσματα που θεμελιώνουν τις αποφάσεις που θα παρθούν προκειμένου να επιτευχθούν οι επιχειρηματικοί στόχοι. Η αποδοτική πρόβλεψη των πωλήσεων, θα βοηθήσει την επιχείρηση να προβεί σε ορθολογική και εξίσου αποδοτική διαχείριση των αποθεμάτων και των προμηθειών της, να χρησιμοποιήσει σωστά το κεφάλαιο κίνησής της και να προβλέψει τις ταμειακές ροές της προκειμένου να έχει τη δυνατότητα να ανταπεξέλθει σε πιθανές δυσμενείς συνθήκες που θα συναντήσει.

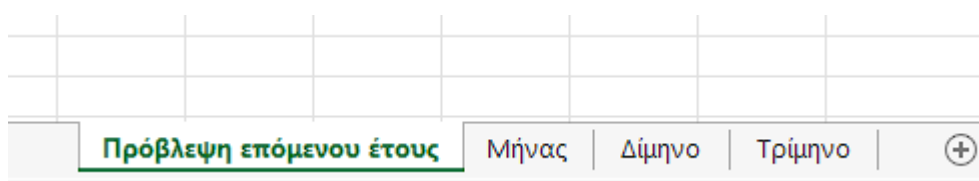
Με το εργαλείο που δημιουργήσαμε, δώσαμε σε χρήστες που συνήθως χρησιμοποιούν εμπειρικούς τρόπους για την πρόβλεψη των πωλήσεων, ένα μαθηματικό εργαλείο που θα τους δίνει τη δυνατότητα να έχουν έναν γρήγορο τρόπο πρόβλεψης για τις πωλήσεις του επόμενου έτους όταν καταρτίζουν τον προϋπολογισμό.

Όμως, ακόμα κι αν κάνουμε εξαιρετικές προβλέψεις χρησιμοποιώντας μαθηματικά μοντέλα, θα πρέπει να γίνει και μια ποιοτική διόρθωσή τους από τους υπεύθυνους του τμήματος πωλήσεων. Πολλά πράγματα μπορούν να συμβούν, που τα ποσοτικά μοντέλα δεν μπορούν να προβλέψουν. Οι πρόσφατες κρίσεις στις εφοδιαστικές αλυσίδες, η επιδημία COVID-19, η Ρωσική εισβολή στην Ουκρανία και η συνακόλουθη αύξηση της τιμής του φυσικού αερίου και του κόστους παραγωγής, είναι γεγονότα για τα οποία δεν υπάρχουν ανάλογα δεδομένα πωλήσεων. Επομένως, ο ανθρώπινος παράγοντας σε τέτοιες καταστάσεις θα πρέπει να παίζει σημαντικό ρόλο.

Παράρτημα 1

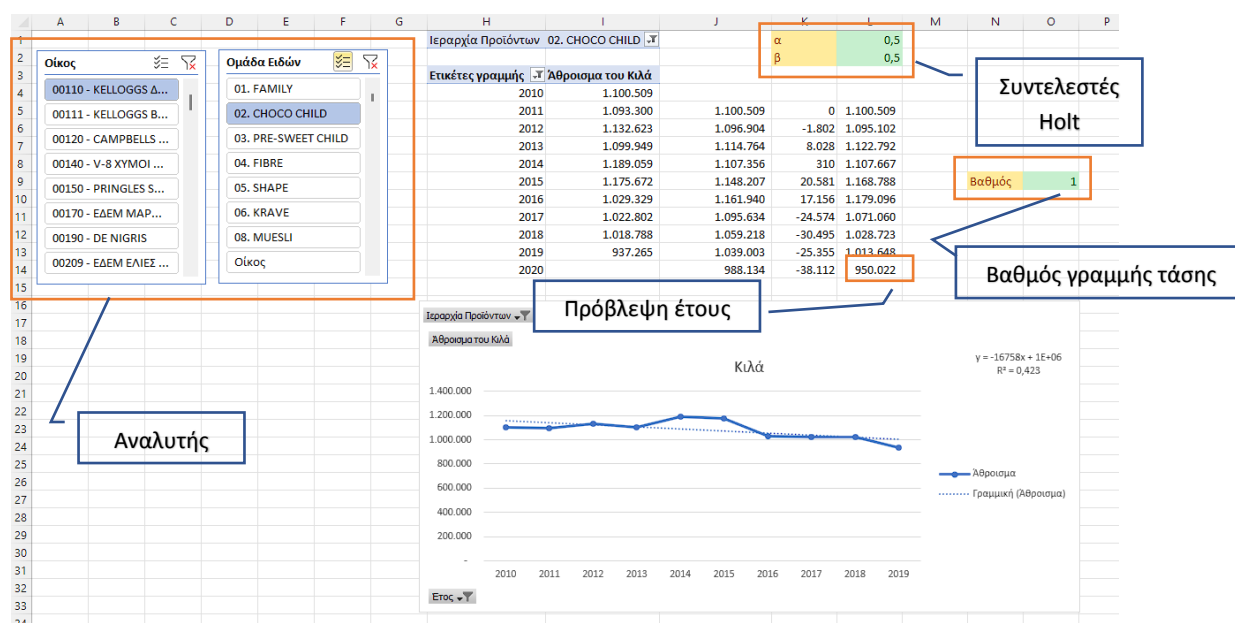
Οδηγίες χρήσης του αρχείου Excel

Στο Excel, υπάρχουν τέσσερα φύλλα:



Φύλλο «Πρόβλεψη επόμενου έτους»

Στο πρώτο φύλλο με τον τίτλο «Πρόβλεψη επόμενου έτους», επιλέγουμε την ομάδα ειδών για την οποία θα τρέξουμε την πρόβλεψη και μέσω έτοιμων τύπων, βρίσκουμε την πρόβλεψη για το επόμενο έτος.



Εικόνα 61: Επεξηγήσεις πρώτου φύλλου Excel

Έχοντας φτιάξει στο μοντέλο τις ιεραρχίες των προϊόντων, χρησιμοποιούμε το εργαλείο του Excel που ονομάζεται «Αναλυτής». Με αυτό, επιλέγουμε την ομάδα

ειδών (που στην εσωτερική εταιρική γλώσσα ονομάζεται «Οίκος») και την υποομάδα ειδών (που εδώ ονομάζεται «Ομάδα ειδών»). Στο εξής θα χρησιμοποιούνται οι όροι «Οίκος» και «Ομάδα ειδών». Όταν επιλέξουμε στον αναλυτή έναν οίκο, αυτόματα επιλέγονται όλες οι ομάδες ειδών που του ανήκουν. Πρέπει να επιλέξουμε μόνο μία από αυτές.

Προκειμένου να προβλέψουμε τις πωλήσεις κιβωτίων για το επόμενο έτος, πρέπει να δούμε την τάση στη γράφημα του πρώτου φύλου και να επιλέξουμε τους συντελεστές α και β για τη μέθοδο Holt που κάνει τη συγκεκριμένη πρόβλεψη. Επίσης, πρέπει να δούμε και τα γραφήματα στα υπόλοιπα φύλα (βλ. παρακάτω) για να επιλέξουμε το βαθμό της γραμμής τάσης (1 ή 2).

Μετά, θα πάμε στα υπόλοιπα φύλα για να δούμε τα αποτελέσματα της πρόβλεψης.

Υπόλοιπα φύλλα

Σε όλα τα φύλα του Excel, έχουν δημιουργηθεί συγκεντρωτικοί πίνακες για διάφορες χρήσεις. Όλοι αυτοί, έχουν συνδεθεί με τους αναλυτές, οπότε μόλις επιλέξουμε ομάδα ειδών στον αναλυτή, τότε αυτομάτως επιλέγεται και η αντίστοιχη ομάδα σε όλους τους συγκεντρωτικούς πίνακες. Εν ολίγοις, δεν χρειάζεται να χρησιμοποιήσουμε τα φίλτρα των συγκεντρωτικών πινάκων.

Οι συντελεστές Holt, πρέπει να επιλεγτούν με προσοχή, με τη βοήθεια του γραφήματος. Αν υπάρχει μια σταθερότητα στην τάση, τότε πρέπει να πάρουμε χαμηλές τιμές, αλλιώς μεγαλύτερες.

Ο βαθμός γραμμής τάσης, χρησιμοποιείται για να δηλώσουμε αν θέλουμε γραμμική ή πολυωνυμική σχέση.

Τα επόμενα φύλα, είναι πανομοιότυπα. Στην Εικόνα 40, βλέπουμε το φύλλο Excel που υπολογίζει τα τρίμηνα (επιλέχθηκε γιατί είναι πιο συμπαγές). Υπάρχει ένας συγκεντρωτικός πίνακας με τις πωλήσεις, ένας πίνακας όπου υπολογίζονται οι εποχικοί δείκτες και ένας τρίτος με τα από-εποχικοποιημένα δεδομένα. Με βάση αυτούς, δημιουργούνται τα δεδομένα των προβλέψεων. Το μόνο που χρειάζεται να

«πειράζουμε» είναι οι γραμμές των τάσεων, ώστε να δούμε «με το μάτι» αν έχουμε επιλέξει το σωστό βαθμό.

Δεξιά από τα γραφήματα, βρίσκονται οι φόρμουλες υπολογισμού των συντελεστών a , b , c για τις γραμμές τάσης. Όταν έχουμε γραμμική τάση, τότε $a = 0$ και η εξίσωση είναι της μορφής $y = bx + c$, ενώ για την πολυωνυμική (δευτεροβάθμια) γραμμή τάσης, έχουμε τη μορφή $y = ax^2 + bx + c$.



Εικόνα 62: Φύλλο Excel με υπολογισμούς προβλέψεων

Βιβλιογραφία

- Armstrong, J. S. (1985). *Long-Range Forecasting: From Crystal Ball to Computer 2nd Edition*. Νέα Υόρκη: Wiley.
- Armstrong, J. S. (2001). *Principles of Forecasting: A Handbook for Researchers and Practitioners*. Νέα Υόρκη: Springer.
- Charlton, M., & Caimo, A. (2012, Ιούνιος). *ESPON EU*. Ανάκτηση από Time Series Analysis: https://www.espon.eu/sites/default/files/attachments/TR_Time_Series_june2012.pdf
- Chen, H., Chiang, R. H., & Storey, V. C. (2012, Dec 1). Business intelligence and analytics: from big data to big impact. *Management Information Systems Quarterly*, σσ. 1165-1188.
- Gilliland, M., Tashman, L., & Sglavo, U. (2015). *Business Forecasting: Practical Problems and Solutions*. London: Wiley.
- Hogarth, R., & Makridakis, S. (1981, Feb). Forecasting and Planning: An Evaluation. *Management Science*, σσ. 115-138.
- Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. (2013, Oct 17). *Forecasting: Principles and Practice*. Monash, Australia.
- Hyndman, R. J., Koehler, A. B., & J Keith Ord, R. D. (2008). *Forecasting with Exponential Smoothing: the State Space Approach*. Νέα Υόρκη: Springer.
- Krajewski, L. J., Ritzman, L. P., & Malhorta, M. K. (2013). *Operations Management*. Harlow: Pearson Education Limited.
- Makridakis, S. (1993, Issue 4). Accuracy measures: theoretical and practical concerns. *International Journal of Forecasting*, σσ. 527-529.
- Quoc, N., & Arabnia, H. (2015). *Emerging Business Intelligence Framework for a Clinical Laboratory Through Big Data Analytics*. Burlington, Massachusetts: Morgan Kaufmann.
- Ravinder, H. V. (2013, May/June). Determining The Optimal Values Of Exponential Smoothing Constants – Does Solver Really Work? *American Journal Of Business Education*, σσ. 347-360.
- Stockholm University, Department of Statistics. (2017, Oct 31). *A brief history of time series analysis*. Ανάκτηση από A brief history of time series analysis: <https://www.statistics.su.se/english/research/time-series-analysis/a-brief-history-of-time-series-analysis-1.259451>
- Worthen, B. (2003, Sep 11). *Future Results Not Guaranteed*. Ανάκτηση από CIO: http://www2.cio.com.au/article/168757/future_results_guaranteed/